



# THÈSE

En vue de l'obtention du

## DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

**Délivré par :**

Institut National Polytechnique de Toulouse (INP Toulouse)

**Discipline ou spécialité :**

Energétique et Transfert

---

**Présentée et soutenue par**

Edouard GENGEMBRE

**Le :** mercredi 14 décembre 2011

**Titre :**

Contribution à la construction de méta-modèles pour l'optimisation sous contraintes de critères énergétiques : application à la conception des bâtiments

---

### JURY

*O. Fudym, Professeur, RAPSODEE, B. Ladevie, Maître assistant, RAPSODEE, D. Petit, Professeur, P Prime, E. Palomo Del Bario, Professeur, TREFLE, B. Peuportier, Directeur de recherche, CEP, A. Thuillier, Ingénieur TBC*

---

**Ecole doctorale :**

Mécanique, Energétique, Génie civil et Procédés (MEGeP)

**Unité de recherche :**

Laboratoire RAPSODEE FRE CNRS 3213

**Directeur(s) de Thèse :**

O. Fudym, Professeur, RAPSODEE (Ecole des Mines d'Albi), Directeur de Thèse  
B. Ladevie, Maître Assistant, RAPSODEE (Ecole des Mines d'Albi)

**Rapporteurs :**

*D. Petit, Professeur, P Prime (Ensma), Rapporteur  
B. Peuportier, Directeur de recherche, CEP (Mines Paris Tech), Rapporteur*

## Résumé

La recherche de la performance énergétique dans les bâtiments est devenue un objectif sociétal et réglementaire. De nos jours, un bâtiment doit assurer des conditions de confort, tout en limitant son impact énergétique et environnemental. Les demandes de performances sont telles qu'il n'est plus possible d'appliquer des solutions standards à l'ensemble du bâtiment. Un critère énergétique doit donc être pris en compte au plus tôt dans la conception, ce qui exige dès l'esquisse un travail de plus en plus lourd et complexe. Pour faciliter la prise en compte du critère énergétique, nous avons choisi une approche d'optimisation valorisant la mise en œuvre de la simulation énergétique du bâtiment (quelle que soit la méthode de simulation choisie) afin de fournir un outil d'aide à la décision au concepteur à partir du métré et de l'esquisse. La thèse contribue au développement d'une méthodologie commençant par le développement d'un algorithme d'optimisation valorisant la construction séquentielle d'un Kriging sur des paramètres globaux du bâtiment qui permet de rendre le temps de calcul nécessaire compatible avec le contexte de conception d'un bâtiment. Le méta-modèle de Kriging construit peut ensuite être valorisé pour restituer les solutions optimales, permettre l'exploration de l'espace de solutions respectant les contraintes, et mettre en valeur la sensibilité énergétique du bâtiment face aux différents paramètres d'entrée. Le concepteur peut alors faire des choix constructifs optimisés, tout en conservant un certain espace de liberté, ou encore réaliser des modifications a posteriori. La dernière étape consiste à inverser la relation liant les paramètres globaux choisis à l'ensemble des données élémentaires de l'ouvrage. L'ensemble de la démarche est appliqué au cas d'une cellule monozone de référence.



## Remerciements

Ce travail de recherche a été mené en partenariat entre mon employeur TBC Générateur d'Innovation et le laboratoire RAPSODEE (Centre de Recherche d'Albi en génie des Procédés des Solides Divisés, de l'Énergie et de l'Environnement) de l'Ecole des Mines d'Albi. Il a été soutenu par l'ANRT (Association Nationale de la Recherche et de la Technologie) dans le cadre d'une convention Cifre ainsi que par l'ANR (Agence Nationale de Recherche) dans le cadre du projet AMMIS, Analyse Multicritère et Méthode Inverse en Simulation Energétique du Bâtiment, sélectionné lors de l'appel à projet Habisol 2008.

Je tiens à remercier tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'accomplissement de ce travail, et en particulier :

Olivier Fudym, directeur de thèse, Professeur à l'école des Mines d'Albi, et Bruno Ladevie, Maître assistant à l'école des Mines d'Albi ; pour m'avoir accompagné et guidé mes réflexions. Je les remercie particulièrement pour le temps consacré à la relecture de ce mémoire et les conseils apportés.

Jean-Pierre Loustau, gérant de TBC, et Antoine Thuillier, directeur du pôle Recherche, de TBC pour m'avoir fait confiance sur ce sujet de recherche.

Bruno Peuportier, maître de recherche à l'École des mines de Paris, pour avoir accepté d'être rapporteur de cette thèse et de sa collaboration lors du projet AMMIS.

Daniel Petit, Professeur à l'ENSMA, pour aussi avoir accepté de rapporter cette thèse.

Elena Palomo, Professeur à l'ENSAM Bordeaux, pour avoir accepté de faire partie du jury et pour son aide lors du montage du projet AMMIS.

Stéphane Ginestet, maître assistant à l'INSA Toulouse (anciennement à l'ENSAM Bordeaux), et Karim Liman, enseignant chercheur à l'Université de La Rochelle, pour m'avoir accueilli dans leur locaux au démarrage du projet.

L'ensemble des autres participants au projet AMMIS pour leur collaboration : Adrien Dahluin (LEPTIAB), Toufik Bouache (ENSAM), Guilherme Linder (LEPTIAB), Charles Garnier (CEP), Stéphane Thiers (EMAC).

Je tiens aussi à remercier l'ensemble du personnel de TBC et du laboratoire RAPSODEE pour m'avoir soutenu dans la réalisation de ce travail.



# Sommaire

Résumé .....	1
Remerciements .....	3
Sommaire .....	5
CHAPITRE I Introduction .....	9
I.1 Contexte .....	11
I.1.1 Constituants de la consommation des bâtiments .....	11
I.1.2 Acteurs du bâtiment en phase avant-projet .....	12
I.1.3 Processus de conception .....	14
I.2 Problématiques .....	15
I.3 Démarche .....	17
CHAPITRE II Simulation Energétique Bâtiment .....	19
II.1 Introduction .....	21
II.2 État de l’art de la modélisation du bâtiment .....	21
II.2.1 Modèles globaux à l’échelle du bâtiment .....	22
II.2.2 Modèles à l’échelle des parois .....	30
II.2.3 Techniques de résolution .....	37
II.3 Estimation du besoin énergétique d’un bâtiment .....	38
II.3.1 Consommation d’éclairage .....	38
II.3.2 Besoins thermiques et consommations thermiques .....	39
II.3.3 Influence des règles de mise en route des systèmes .....	40
II.4 Conclusion .....	41

CHAPITRE III	Optimisation et estimation d'une fonction coûteuse.....	45
III.1	Introduction .....	47
III.2	Optimisation .....	48
III.2.1	Méthodes de descente.....	50
III.2.2	Métaheuristiques .....	51
III.3	Construction d'un prédicteur pour l'optimisation globale .....	52
III.3.1	Méthode de régression .....	53
III.3.2	Méthode d'interpolation avec un métamodèle de Kriging [35] .....	57
III.3.3	Estimation d'un métamodèle Kriging à partir de données .....	60
III.3.4	Représentation du Kriging .....	62
III.3.5	Limites du Kriging .....	64
III.4	Optimisation sur métamodèle.....	64
III.4.1	Critères d'optimisation .....	66
III.4.2	Maximisation du critère d'amélioration .....	68
III.4.3	Optimisation sous contrainte .....	68
III.4.4	Fonctionnement d'EGO .....	71
III.5	Conclusion.....	73
CHAPITRE IV	Déterminer l'espace de décision des paramètres globaux du bâtiment sous contraintes .....	75
IV.1	Introduction .....	77
IV.2	Poser le problème .....	77
IV.2.1	Paramètres du problème .....	79
IV.2.2	Critères qualifiant le bâtiment .....	81
IV.2.3	Détermination du problème d'optimisation .....	85
IV.3	Mise en place de la méthode .....	86
IV.3.1	Phase d'exploration .....	87
IV.3.2	Phase d'optimisation .....	88
IV.3.3	Maximiser le critère d'amélioration .....	90
IV.4	Résultats .....	91
IV.4.1	Validité du métamodèle Kriging .....	94
IV.5	Représentation du fonctionnement de l'algorithme d'optimisation .....	99
IV.6	Représentation avec le métamodèle .....	103
IV.7	Conclusion.....	107

CHAPITRE V	Sélectionner les éléments constitutifs du bâtiment à partir de ses paramètres globaux. ....	109
V.1	Introduction .....	111
V.2	Poser le problème .....	111
V.3	Caractériser les parois opaques .....	112
V.3.1	Méthode d'optimisation .....	115
V.3.2	Valoriser une base de données .....	117
V.4	Caractériser les fenêtres .....	125
V.5	Perspectives pour une telle approche .....	127
V.6	Conclusion.....	129
CHAPITRE VI	Conclusion et Perspectives.....	131
VI.1	Conclusion.....	133
VI.2	Perspectives .....	135
VI.2.1	Problème d'optimisation multi-objectif .....	135
VI.2.2	Approche avec paramètres globaux .....	136
VI.2.3	Simulation énergétique et autres critères .....	136
VI.2.4	Optimisation sur Kriging.....	137
	Bibliographie .....	141
	Tables des figures.....	145
	Table des Tableaux.....	147





## **CHAPITRE I Introduction**



## **I.1 Contexte**

La consommation énergétique des bâtiments représente 44% de la consommation énergétique finale en France. De nombreux moyens sont mis en œuvre pour permettre de réduire cette consommation notamment avec des exigences de plus en plus grandes sur le bâtiment neuf et des incitations à la rénovation de l'ancien. La consommation du bâtiment est liée à sa configuration et l'ensemble des produits qui le composent. On considère que l'énergie qu'il consomme est dédiée à son fonctionnement pour garantir le confort de l'occupant.

Durant les phases de conception, différents acteurs entrent en jeu avec souvent des objectifs différents. Pour s'accorder sur les objectifs, on réalise alors un programme qui évoluera suivant les contributions de chacun jusqu'à donner les plans du bâtiment. On s'intéressera précisément à l'évaluation de la performance énergétique et les freins à son intégration dans le processus de conception. Puis nous aborderons le rôle de l'évaluation énergétique dans le processus de conception notamment par l'attribution de labels.

### **I.1.1 Constituants de la consommation des bâtiments**

Un bâtiment consomme de l'énergie pour garantir les conditions nécessaires pour le confort de l'occupant. Pour reprendre la définition fournie par la réglementation, on considérera comme consommation du bâtiment l'énergie nécessaire au chauffage, au refroidissement, à l'éclairage, l'eau chaude sanitaire et aux auxiliaires (ventilateurs, pompe...) servant à assurer ce confort.

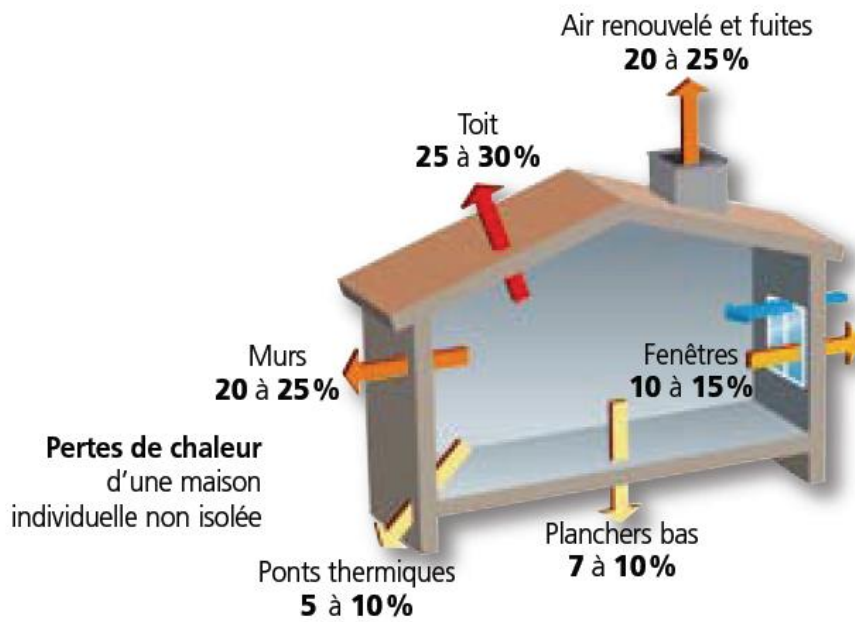


Figure I-1 Exemple de répartitions des déperditions dans une maison [1]

Le chauffage permet de palier les pertes de chaleur, qui sont représentées Figure I-1. La répartition de ces déperditions dépend des qualités du bâtiment.

L'architecte par son esquisse et le bureau d'étude par la sélection des éléments mis en œuvre influencent fortement la future consommation du bâtiment. Il est donc nécessaire de lui fournir des outils pour l'orienter au mieux dans ses choix de conception.

### I.1.2 Acteurs du bâtiment en phase avant-projet

Chaque projet de construction est différent et nécessite la constitution d'une équipe dédiée suivant les compétences requises. On peut néanmoins déterminer quelques éléments majeurs dans le processus de conception que l'on retrouve principalement pour les petits projets tels qu'une maison individuelle ou du petit tertiaire ou collectif. Les rôles définis après permettent d'évaluer les attentes et les apports de chacun, cependant les frontières ne sont pas fixes et l'investisseur peut remplir aussi le rôle de constructeur ou que l'architecte soit constructeur.

#### I.1.2.1 Maître d'ouvrage

Par maître d'ouvrage, on désigne le client qui peut soit occuper le bâtiment après construction soit chercher à le louer ou le vendre pour le rentabiliser. Il fournit le terrain pour la construction du bâtiment ainsi que l'enveloppe budgétaire. Il définit les bases de la conception : la surface approximative du bâtiment et l'occupation (tertiaire, logement...).

Enfin, il est possible que le client formule certains souhaits sur les qualités du bâtiment : type de matériaux, forme du bâtiment, qualité de l'éclairage naturel, confort, faible consommation énergétique... Il est devenu commun que les investisseurs demandent l'obtention de certains labels liés à la qualité environnementale du bâtiment (HQE, LEED), ou sur la consommation du bâtiment (BBC, Bepos). En effet ces labels permettent l'attribution de certaines subventions ou de valoriser le bâtiment en cas de location ou de revente. L'investisseur ayant ainsi défini son projet fournit un programme au maître d'œuvre.

#### **I.1.2.2 Le maître d'œuvre**

Sur les bases du programme, le maître d'œuvre détermine un ou des avant-projets. Il réalise des consultations auprès de l'architecte et des bureaux d'études suivant les différentes phases du projet, jusqu'à valider un avant-projet définitif (APD) et soumettre un permis de construire. Enfin, il valide les différentes étapes de l'avant-projet avec le maître d'ouvrage, mais il peut être amené à redéfinir certaines parties de ce programme en cas de non-faisabilité. Pour répondre au programme, le maître d'œuvre fait généralement appel à un architecte pour dessiner les plans du bâtiment (non obligatoire pour une surface  $< 170 \text{ m}^2$ ) et aux bureaux d'études pour vérifier les contraintes techniques et réglementaires, notamment la réglementation thermique. À partir des retours d'informations de l'architecte et des bureaux d'études, il effectue un chiffrage économique du projet ou le soustraite à un économiste.

#### **I.1.2.3 Architecte**

L'architecte réalise une ou des esquisses du bâtiment à partir du programme et des demandes du maître d'œuvre. Dans la phase correspondant à l'esquisse, il définit les volumes, les ouvertures, l'intégration visuelle du bâtiment dans son environnement. Il détermine la répartition des différentes pièces en appliquant des règles d'ergonomies liées à la future occupation du bâtiment. Enfin, il intègre des notions de confort visuel en disposant les ouvertures sur les façades. Il travaille en collaboration avec le maître d'œuvre et les bureaux d'étude pour intégrer leurs contraintes sur la conception du bâtiment. Une fois une esquisse validée, il fournit des plans détaillés permettant le dépôt du permis de construire.

#### **I.1.2.4 Ingénieur en bureau d'étude thermique**

L'ingénieur d'étude thermique a une fonction de contrôle et parfois de conseil. Il validera les contraintes réglementaires (RT 2005 et future RT 2012) ou les objectifs vis-à-vis des labels. Il

peut intervenir dans toutes les phases de l'avant-projet, mais le plus souvent après la production des plans détaillés. Il a besoin de la description de l'ensemble du bâtiment et de ses systèmes pour l'évaluer. Dans certains cas, il est amené à prescrire des systèmes pour atteindre certaines cibles du programme.

#### **I.1.2.5 Autres bureaux d'études**

Suivant les projets, il peut être nécessaire de faire appel à d'autres bureaux d'étude ayant des d'autres domaines d'expertise : Incendies, Sécurité des ouvrage et équipement, hygiène des locaux, accessibilité aux handicapés, structure, acoustique. Les données nécessaires à ces différents bureaux varient suivant les domaines d'expertise.

### **I.1.3 Processus de conception**

La première phase de la conception d'un bâtiment repose sur la rédaction d'un programme avec le maître d'ouvrage, il s'agit d'un cahier des charges. Les principales caractéristiques du bâtiment sont alors arrêtées :

- ✓ La surface utilisable du bâtiment, le plus souvent représentée par la SHON, Surface Hors Œuvre Nette, en m<sup>2</sup>.
- ✓ L'Occupation des différents locaux : bureaux, logement, restauration...
- ✓ Le terrain sélectionné (parfois non encore connu)
- ✓ Le budget global qui peut être révisé
- ✓ La possibilité d'un seuil de performance énergétique ou environnemental à atteindre
- ✓ ...

À ceci se rajoutent les différentes normes ou contraintes propres au bâtiment :

- Réglementation thermique
- Norme d'évacuation au feu
- Norme d'accessibilité handicapée
- ...

L'architecte réalise alors une ou des esquisses en ayant à l'esprit de satisfaire l'ensemble de ces contraintes. Cependant, il n'est pas possible d'estimer la performance énergétique du bâtiment à partir des seules esquisses. Le processus rentre alors dans un cycle entre conception, contrôle et corrections, comme illustré Figure I-2.

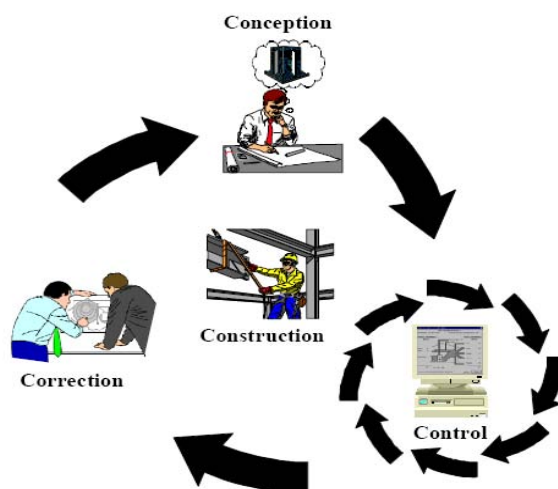


Figure I-2 : Processus de conception [2]

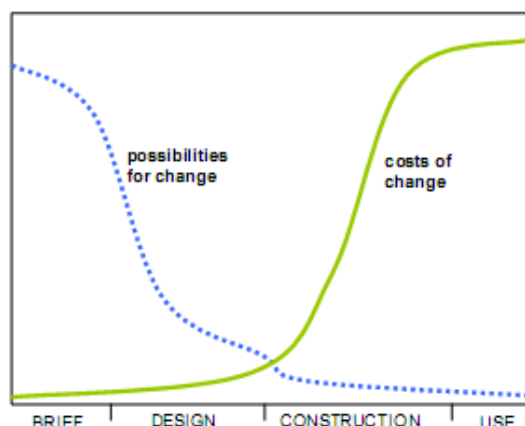
Une fois les esquisses validées architecturalement, la performance énergétique est obtenue par un travail sur le choix des éléments constructifs et des équipements technique. La prescription des éléments techniques étant le plus souvent réalisée par le bureau d'étude, une collaboration étroite est souvent nécessaire. Sinon l'action de contrôle est réalisée trop tardivement dans le processus de conception au détriment de la performance énergétique finale et peut engendrer des coûts supplémentaires du fait des changements nécessaires sur les différents composants du projet : esquisse, choix de matériaux, choix de système...

Pour faciliter cette collaboration, nous noterons l'apparition de la maquette numérique qui permet aux différents acteurs d'échanger les informations d'un projet facilement sans nécessiter de ressaisie du bâtiment pour chaque corps de métier. Cet outil permettra alors d'économiser le temps de saisie nécessaire à chaque intervenant d'un projet. Dans une optique de faciliter encore la conception, nous étudierons donc les possibilités d'améliorer le lien entre l'esquisse et la prescription des éléments constitutifs du bâtiment.

## I.2 Problématiques

Ce contexte de conception avec différents acteurs ayant chacun sa spécialité rend le processus de conception complexe et demande souvent l'évaluation de différentes variantes et donc des aller-retour entre les différents corps de métier. L'évaluation énergétique est un des maillons de la chaîne de conception, et nécessite que les différentes parois, voire les systèmes, soient déjà connus.





**Figure I-3 Possibilités et coûts des modifications du bâtiment lors des différentes phase de conception [3]**

Comme l'illustre la Figure I-3, il est impératif d'éviter au maximum les changements au cours de la conception. Or, l'impact de la contrainte énergétique devient de plus en plus bloquant lors de la conception. Cette contrainte étant le plus souvent non-intuitive, il est nécessaire d'avoir préalablement réalisé une description future du futur bâtiment pour l'évaluer. Ceci demande alors de nombreuses corrections sur le projet initial si la contrainte n'est pas validée. Pour remédier à cette difficulté, nous nous proposons de mettre en place un problème d'optimisation pour déterminer les paramètres du bâtiment au plus tôt dans la phase de conception.

Cette approche pose plusieurs complications :

- Un bâtiment, même simple, nécessite un grand nombre de paramètres pour être saisi à des fins de simulation thermique dynamique. Chaque paramètre est une dimension supplémentaire à explorer lors de l'optimisation. Il est donc nécessaire de réduire le nombre de paramètres étudiés pour faciliter la mise en place de l'optimisation et le contrôle de la conception à l'utilisateur. Dans le cadre de la conception, il sera aussi nécessaire de pouvoir décrire le bâtiment le plus précisément possible et que l'ensemble des résultats fournis soit compatible avec les contraintes réglementaires propres à chaque pays.
- Le problème d'optimisation est un problème difficile à résoudre car la fonction objectif ne sera pas nécessairement convexe. Une méthode d'optimisation globale devra donc être mise en œuvre.
- Le fait de mettre en place une optimisation globale demandera de très nombreux appels à la simulation. Or, la simulation énergétique du bâtiment exige un temps de calcul non négligeable. Réaliser une dizaine de simulations dans un contexte de conception reste

acceptable, mais plusieurs centaines voire milliers d'appels à la simulation seront nécessaires pour réaliser l'optimisation. Pour réduire les temps de calculs, nous étudierons donc l'utilisation d'un métamodèle afin d'approcher les résultats de simulation mis en œuvre avec l'optimisation.

- L'optimisation en elle-même, n'offre qu'une unique solution : l'optimum. Lors de la conception il est nécessaire de tester différentes variantes et d'évaluer aussi la sensibilité des paramètres. En plus de l'optimum, nous chercherons alors aussi à décrire l'espace de décision offert au concepteur, déterminé à partir des différentes contraintes du projet. C'est-à-dire l'ensemble des bâtiments possibles répondant au programme et aux souhaits architecturaux du concepteur.

### **I.3 Démarche**

Nous proposons la création des bases d'un outil permettant d'obtenir au plus tôt dans le projet architectural le besoin de performance de l'enveloppe, le besoin d'inertie du bâtiment, et la répartition des ouvertures, pour une performance énergétique souhaitée, à partir d'une esquisse et des données météo. Ceci donnerait à l'architecte des informations précieuses dans la première phase de création du bâtiment.

Cet outil serait un guide et ne ferait qu'orienter l'architecte dans ses choix ou le faire réfléchir sur la validité de ses esquisses. Il garderait toute liberté sur ses choix en matière de construction dans la limite des contraintes du projet. L'idée est de connaître rapidement les impacts d'un choix architectural afin de chiffrer les besoins de performance de l'enveloppe et donc leur coût pour atteindre une certaine performance globale du bâtiment. Les méthodes développées et adaptées dans un outil permettront aussi d'orienter les choix constructifs et de prendre en considération les éléments à disposition ainsi que les besoins à garantir.

Dans un premier temps nous allons étudier la modélisation du bâtiment suivant différentes méthodes de simulation énergétiques. De ces méthodes, nous déduirons les principaux paramètres permettant d'évaluer la qualité énergétique d'un bâtiment. Puis nous présenterons différentes approches pour valoriser le critère énergétique dans la conception notamment l'optimisation et l'utilisation d'un prédicteur permettant de réduire les temps de calculs. Les

différents types d'optimisation seront évoqués et plus particulièrement l'optimisation sur métamodèle de Kriging.

Nous proposerons alors de formuler le problème de conception sur un bâtiment test mono-zone dont l'esquisse est connue, et nous chercherons alors à déterminer les paramètres globaux du bâti à l'aide d'une optimisation sur métamodèle de Kriging. Puis une fois l'optimisation réalisée, nous proposerons un aperçu de l'espace des solutions permettant au concepteur d'appréhender les différentes variantes possibles de conception.

Enfin, nous étudierons le lien entre les paramètres constitutifs et les paramètres globaux du bâtiment déterminé précédemment. Normalement, les paramètres globaux se déduisent des paramètres constitutifs. Cette opération inverse est un problème mal posé, et nous avons ajouté certaines hypothèses propres au milieu du bâtiment afin de déterminer une unique solution constitutive pour un jeu de paramètres global.

Ceci mis en œuvre dans une optimisation globale permettra une meilleure prise en compte des critères du bâtiment nécessitant ce niveau de détail tel que le chiffrage ou les critères nécessitant une simulation énergétique comme Comfie ou EnergyPlus.

## **CHAPITRE II Simulation Energétique Bâtiment**



## II.1 Introduction

La simulation énergétique d'un bâtiment est un moyen d'approcher le comportement thermique dynamique d'un bâtiment. Le but de tout outil de simulation est de retranscrire les observations dans un modèle mathématique pour des échelles de temps et d'espaces données. Cependant, dans le bâtiment, le problème récurrent est que l'on ne connaît pas les conditions extérieures au système (bâtiment) a priori ni ses conditions initiales, le bâtiment n'étant jamais à l'équilibre thermiquement. Pour remédier à cela, il existe des fichiers météo normalisés, permettant de définir les conditions extérieures à partir de la localisation du bâtiment. Ainsi, la modélisation permet d'estimer le comportement d'un bâtiment à partir des conditions extérieures et des comportements à l'intérieur du bâtiment.

La simulation du bâtiment peut avoir plusieurs objectifs : déterminer les conditions intérieures d'un bâtiment soumis à certaines sollicitations, dimensionner un équipement pour garantir certaines conditions intérieures données, estimer la consommation énergétique finale du bâtiment. Dans l'ensemble des cas précédents, on soumet le modèle à un ensemble de sollicitations. Ainsi les différentes solutions de bâtiment peuvent être comparées. Les sollicitations du modèle regroupent l'ensemble des données météo (température extérieure, humidité, flux solaires...), mais aussi la sollicitation humaine représentée par des scénarii d'occupation associée à des exigences de températures ou d'indice de confort.

L'étude portera sur l'évaluation d'une consommation et/ou du besoin annuel d'un bâtiment. Ainsi nous nous concentrerons sur deux aspects de la simulation énergétique du bâtiment. Le premier est une synthèse sur les différentes techniques de modélisation des phénomènes physiques dans le bâtiment et dans un deuxième temps l'utilisation de ces modèles pour estimer le besoin énergétique voire une consommation avec la prise en compte des équipements.

## II.2 État de l'art de la modélisation du bâtiment

Il existe deux grandes familles d'approches pour la modélisation du bâtiment. La première considère le bâtiment dans son ensemble vis-à-vis de l'extérieur. Ce type de modèle n'a pas besoin d'une description précise du bâtiment, car l'intérieur du bâtiment est considéré comme un seul point. La deuxième est appelée modélisation multizone, et permet d'estimer l'évolution des températures dans chacune des pièces du bâtiment.

Chaque modélisation est une application de l'équation de la chaleur sur les différentes parois du bâtiment avec différentes échelles et différentes hypothèses.

Cette loi est appliquée principalement à l'enveloppe du bâtiment, avec comme excitation les conditions extérieures du bâtiment, ainsi que son occupation. Le choix des différentes modélisations est orienté suivant la précision demandée et le temps de calcul acceptable.

### **II.2.1 Modèles globaux à l'échelle du bâtiment**

La particularité d'un modèle global est de rassembler l'ensemble des parois dans un seul paramètre. Cette approche est intéressante dans le cas de bâtiments déperditifs, mais néglige la dynamique de chacune des parois, ce qui a un impact non négligeable sur le comportement du bâtiment. On définit un groupe, comme une unité thermique dans le bâtiment, c'est-à-dire que tout point à l'intérieur de ce groupe est considéré à la même température, on peut rapprocher ce concept d'une zone thermique dans un calcul multizone.

#### **II.2.1.1 Modèle des degrés-jours unifiés**

La méthode de calcul DJU (Degrés-jours-unifiés), est principalement utilisée par les chauffagistes, elle sert à évaluer rapidement les déperditions du bâtiment par l'enveloppe.

Pour chaque cycle de 24 heures, le nombre de degrés jours unifiés est déterminé en faisant la différence entre la température de référence, par exemple 18 °C, et la moyenne de la température extérieure de la journée. On peut cumuler les DJU sur la période que l'on souhaite étudier, le plus souvent la période de chauffe pour le chauffage. Les professionnels de l'énergie utilisent des DJU modifiés en fonction de l'occupation, l'inertie ou les apports solaires.

Cette technique est très facile à mettre en œuvre et rapide. Cependant, même avec les corrections effectuées sur les DJU pour prendre en compte l'inertie, ce modèle reste dédié aux bâtiments fortement déperditifs.

#### **II.2.1.2 Modèles globaux par analogie électrique**

Il existe différents modèles R-C (résistance-condensateur) pour modéliser un groupe. On se concentrera sur celui utilisé dans la réglementation thermique [4] française pour évaluer les consommations du bâtiment. L'avancée principale par rapport à un modèle DJU est la prise en compte de la dynamique du bâtiment. En effet, dans ce modèle, le calcul de la température à l'instant  $t+1$ , dépend de la température à l'instant  $t$ . On peut donc parler de simulation

thermique dynamique. À chaque instant  $t$ , on réalise un bilan énergétique sur chaque nœud de température pour déterminer les températures à l'instant  $t+1$ .

La Figure II-1 illustre un espace intérieur. Celui-ci est à une température  $\theta_i$ , il reçoit des apports solaires surfaciques (à travers une baie) et internes ponctuels (métabolisme humain, éclairage) ainsi que le chauffage dû à un système. En contrepartie, il perd de la chaleur à travers les parois opaques (murs, plafond, plancher), les baies ainsi que le système de ventilation

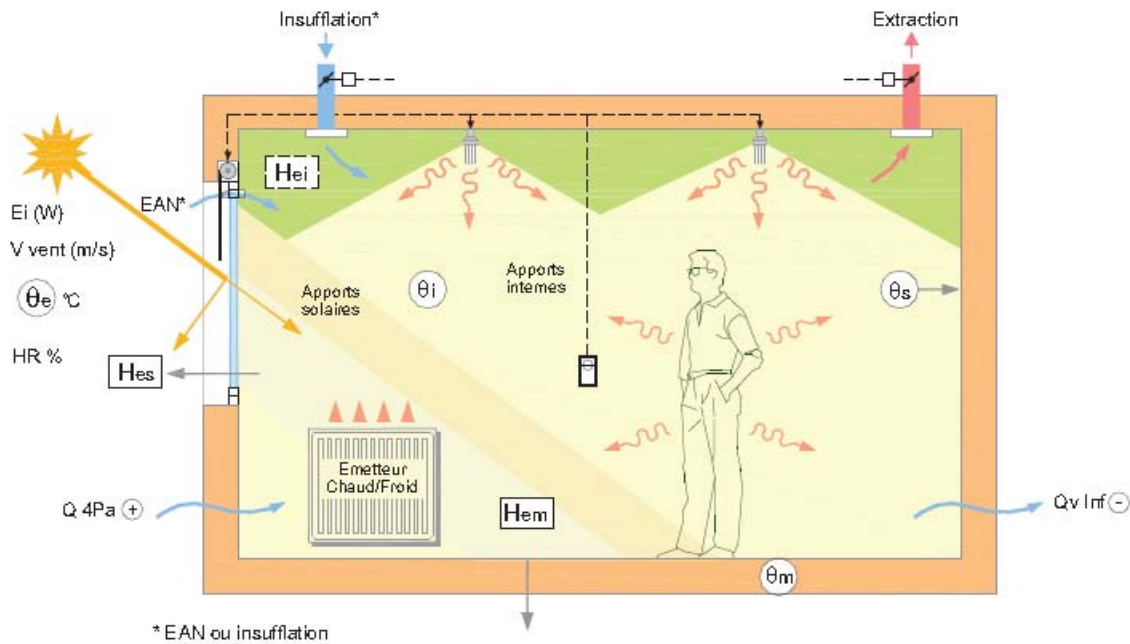


Figure II-1 : Schéma thermique du bâtiment

Les modèles R-C ont été utilisés pour la Réglementation Thermique 2000 et la Réglementation Thermique 2005. [4]

L'état du bâtiment est décrit par trois températures : la température ambiante  $\theta_i$ , la température de masse  $\theta_m$  et une température intermédiaire  $\theta_s$ . On affecte la totalité de la masse thermique au point M. Le schéma d'équivalence électrique est représenté Figure II-2.



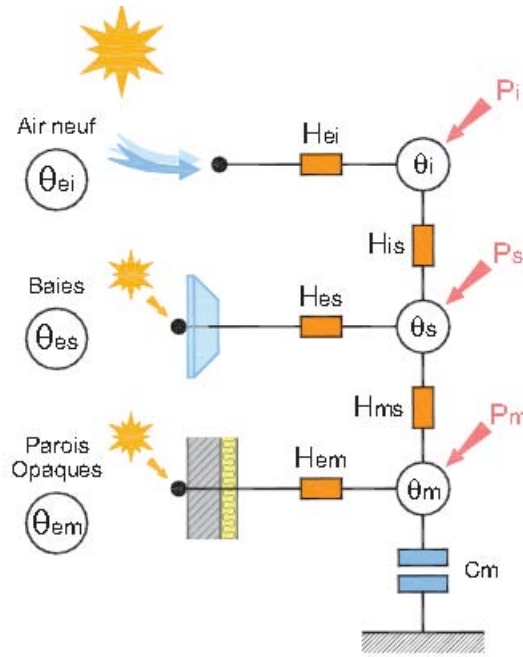


Figure II-2 : Schéma électrique équivalent

On définit trois températures externes au modèle : la température de l'air extérieure  $\theta_{ei}$ , la température solaire équivalente des composants externes légers  $\theta_{es}$  et la température solaire équivalente des composants externes lourds  $\theta_{em}$ . Les conductances équivalentes prennent en compte les échanges suivants :

- $H_{ei}$  conductance thermique représentative du renouvellement d'air (déperditions non affectées d'inertie),
- $H_{em}$ ,  $H_{ms}$  conductances thermiques représentatives des échanges à travers les composants externes entre l'extérieur et l'intérieur respectivement (déperditions affectées d'inertie),
- $H_{is}$  conductance thermique représentative des échanges entre les surfaces internes et l'air intérieur,
- $C_m$  capacité calorifique des parois de la zone, cf II.2.1.2.3

Les puissances  $P_i$ ,  $P_s$ ,  $P_m$ , représentent les flux de chaleur aux points  $\theta_i$ ,  $\theta_s$  et  $\theta_m$ , dus aux sources internes ou aux radiations solaires directes.  $P$ , une des composantes de  $P_i$ , est la puissance calorifique extraite ou injectée dans la zone appliquée entièrement au nœud d'air  $\theta_i$  (puissance convective uniquement, ce qui traduit bien les cas des convecteurs électriques ou des climatiseurs individuels...). Pour évaluer le besoin énergétique d'une zone, on cherchera alors à évaluer  $P$  pour satisfaire une température de consigne.

### II.2.1.2.1 Calcul de la conductance des parois opaques

L'isolation opaque d'un bâtiment est la conductance de l'ensemble des parties opaques de l'enveloppe (parois et ponts thermiques) divisé par la surface de l'ensemble des parois. Cette valeur est la déperdition surfacique moyenne des parois opaques. [5]

$$H_{em} = \sum U_p \cdot A_p + \sum L_i \cdot \psi_i + \sum \chi_j \quad (1)$$

$$U_{opaque} = \frac{H_{em}}{\sum A_p} \quad (2)$$

$U_p$  est la conductance d'une paroi p en W/(m².K)

$A_p$  est la surface d'une paroi p en m²

$\psi_i$  est la valeur du pont thermique i linéique en W/(m.K)

$L_i$  est la longueur du pont thermique i

$\chi_j$  est le pont thermique ponctuel j en W/K

On peut en déduire la déperdition surfacique moyenne de l'ensemble des parois opaques du bâtiment  $U_{opaque}$ .

La conductance de chaque paroi est calculée à partir de la conductivité et l'épaisseur de chacune de ses couches. Dans le cas d'une paroi complexe, la conductance surfacique globale du mur est directement utilisée (intégration des ponts thermiques dans la conductance de la paroi).

Les ponts thermiques dépendent des parois en connexion. Ils sont liés au mode constructif, mais aussi avant tout à l'emplacement de l'isolation. Pour les évaluer, il est nécessaire de réaliser un calcul d'éléments finis pour estimer la déperdition supplémentaire liée à chaque pont. Les ponts thermiques ont une valeur linéique ou une valeur ponctuelle. Pour faciliter l'intégration des ponts thermiques, différentes tables permettent d'estimer la valeur du pont thermique en fonction de sa typologie et des parois en contact.

### II.2.1.2.2 Calcul des performances d'une fenêtre

La fenêtre joue le triple rôle de capteur solaire, d'isolation et d'éclairage gratuit, ainsi ses deux principaux paramètres sont sa conductance et son facteur solaire. Le facteur solaire (thermique) et le coefficient de transmission lumineuse (dans le spectre visible) d'une fenêtre ne sont pas les mêmes valeurs.

### II.2.1.2.2.1 Conductance de la fenêtre $U_w$

Le coefficient de transmission thermique  $U_w$  de la fenêtre peut être calculé selon la formule suivante [6]:

$$U_w = \frac{U_g A_g + U_f A_f + \psi_g l_g}{A_g + A_f} \quad (3)$$

où

$A_g$  est la plus petite des aires visibles du vitrage, vues des deux côtés de la paroi en  $m^2$ .

$A_f$  est la plus grande aire projetée de la menuiserie prise sans recouvrements (incluant la surface de la pièce d'appui éventuelle), vue des deux côtés de la paroi, en  $m^2$ .

$l_g$  est la plus grande somme des périmètres visibles du vitrage, vues des deux côtés de la paroi en m.

Ces surfaces sont représentées Figure II-3.

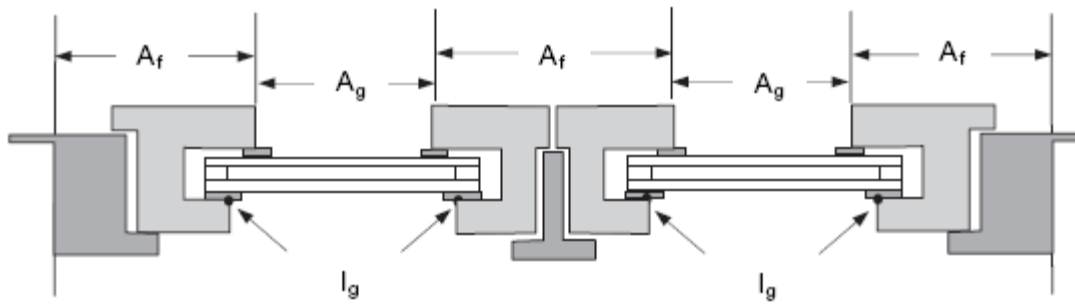


Figure II-3 Surfaces de calcul d'une fenêtre [3]

$U_g$  est le coefficient surfacique en partie centrale du vitrage en  $W/(m^2.K)$ .

$U_f$  est le coefficient surfacique moyen de la menuiserie en  $W/(m^2.K)$

$\psi_g$  est le coefficient linéique du à l'effet thermique combiné de l'intercalaire du vitrage et du profilé, en  $W/(m.K)$ .

Sur l'ensemble du groupe l'ensemble des  $i$  fenêtres sont assemblées sous forme d'une seule conductance :

$$Hes = \sum_i A_w^i \cdot U_w^i \quad (4)$$

#### II.2.1.2.2 Facteur solaire

Le facteur de transmission [7] solaire de la baie  $S_w$  (vitrage, protections solaires et menuiserie) est obtenu par la formule :

$$S_w = S_g \cdot \sigma + S_f \cdot (1 - \sigma) \quad (5)$$

avec :

$S_g$  : facteur solaire du vitrage + protection rapportée éventuelle

$S_f$  : facteur solaire de la partie opaque (dite également menuiserie)

$\sigma$  : rapport de la surface de vitrage à la surface de la baie comptée en tableau.

Le facteur solaire permet de calculer les apports solaires  $P_i$ ,  $P_s$  et  $P_m$  en fonction du flux lumineux reçu sur chaque fenêtre.

#### II.2.1.2.3 Calcul de l'inertie d'un groupe

L'inertie permet de prendre en compte la qualité capacitive du bâtiment. L'inertie globale est composée de la capacité surfacique de l'ensemble de ses parois. L'inertie thermique quotidienne d'un niveau de bâtiment (zone ou local), comporte deux paramètres [8] :

- la capacité thermique de la zone étudiée pour une onde de 24 h ( $C_m$ )

$$C_m = \sum A_p \cdot \chi_p + 20 \cdot 10^3 \cdot A_{niv} \text{ en J/K} \quad (6)$$

- la surface d'échange équivalente des parois lourdes avec l'ambiance ( $A_m$ )

$$A_m = \frac{(\sum A_p \cdot \chi_p)^2}{\sum A_p \cdot \chi_p^2} \text{ en m}^2 \quad (7)$$

avec :

$A_p$  ( $\text{m}^2$ ) : surface de la paroi du niveau étudié du bâtiment

$A_{niv}$  ( $\text{m}^2$ ) : surface utile du niveau étudié du bâtiment en retenant les surfaces habitables pour les logements et la SHON pour les autres bâtiments (seules les parties chauffées au sens des Th-C sont à prendre en compte).

$\chi_p$  ( $\text{kJ/m}^2/\text{K}$ ) : capacité calorifique surfacique de la paroi  $p$  pour une période de 24 heures (où  $j$  = indice de période journalière) calculée selon la norme NF EN ISO 13786 «Performance thermique des composants de bâtiment– Caractéristiques thermiques dynamiques– Méthodes de calcul »

L'inertie quotidienne du mobilier est prise en compte de manière forfaitaire à 20 kJ/K par m<sup>2</sup> de sol dans le cas général (habitation, hébergement, bureau,...) et à 0 kJ/K par m<sup>2</sup> de sol pour les bâtiments à usage sportif. La surface du mobilier n'est pas prise en compte.

Le choix d'une période de 24 pour le calcul de l'inertie se justifie que les principales sollicitations externe du bâtiment suivent un cycle de 24 h.

La méthode présentée est tirée de la norme NF EN ISO 13786 :

Pour chaque couche de la paroi, on détermine la profondeur de pénétration périodique

$$\delta = \sqrt{\frac{\lambda \cdot \tau}{\pi \cdot \rho \cdot c}} \quad (8)$$

Avec  $\tau = 86400$  (24h en seconde),  $\lambda$ ,  $\rho$  et  $c$  étant les caractéristiques de la couche de matériau

Puis l'on construit le quadripôle représentant une paroi entre l'intérieur et l'extérieur sur le modèle suivant

$$\xi = \frac{d}{\delta} \quad (9)$$

Avec  $d$ , l'épaisseur de la couche.

$$Z_{11} = Z_{22} = \cosh(\xi) \cdot \cos(\xi) + j \cdot \sinh(\xi) \cdot \sin(\xi) \quad (10)$$

$$Z_{12} = -\frac{\delta}{2 \cdot \lambda} (\sinh(\xi) \cdot \cos(\xi) + \cosh(\xi) \cdot \sin(\xi)) + j \cdot (\cosh(\xi) \cdot \sin(\xi) - \sinh(\xi) \cdot \cos(\xi)) \quad (11)$$

$$Z_{21} = -\frac{\lambda}{\delta} (\sinh(\xi) \cdot \cos(\xi) - \cosh(\xi) \cdot \sin(\xi)) + j \cdot (\cosh(\xi) \cdot \sin(\xi) + \sinh(\xi) \cdot \cos(\xi)) \quad (12)$$

Ainsi, on détermine le quadripôle représentant la couche  $i$  :

$$Z_i = \begin{bmatrix} Z_{11} & Z_{21} \\ Z_{12} & Z_{22} \end{bmatrix} \quad (13)$$

Dans le cas d'une paroi multicouche, on détermine le quadripôle de l'ensemble

$$Z = Z_N \cdot Z_{N-1} \dots Z_2 \cdot Z_1 \quad (14)$$

On intègre aussi les résistances superficielles intérieures ( $R_{int}$ ) et extérieures ( $R_{ext}$ ) en  $m^2.K/W$  (dépend de l'orientation de la paroi)

$$Z^{tot} = Z_{ext} \cdot Z \cdot Z_{int} \quad (15)$$

Avec

$$Z_{int} = \begin{pmatrix} 1 & -R_{int} \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (16)$$

$$Z_{ext} = \begin{pmatrix} 1 & -R_{ext} \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (17)$$

Puis l'on en déduit la capacité thermique surfacique de la paroi.

$$\chi_{int} = \frac{\tau}{2 \cdot \pi} \left| \frac{Z_{11}^{tot} - 1}{Z_{12}^{tot}} \right| \quad (18)$$

$$\chi_{ext} = \frac{\tau}{2 \cdot \pi} \left| \frac{Z_{22}^{tot} - 1}{Z_{12}^{tot}} \right| \quad (19)$$

On n'utilisera que la capacité thermique surfacique intérieure soit  $\chi_{int}$  pour prendre en compte une paroi en contact avec l'extérieure.

Seule la dynamique du mur pour une période de  $\tau = 24h$  est alors prise en compte. Il est d'ailleurs envisageable d'utiliser certaines approximations dans le calcul du fait que la capacité surfacique intérieure est moins sensible à la couche de matériau extérieure par rapport à celle qui est à l'intérieur. Ces méthodes sont décrites dans la norme NF EN ISO 13786.

### II.2.1.3 Forces et faiblesses du modèle global

Le principal intérêt du modèle global est le faible temps de calcul pour sa résolution. Pour un calcul mono-zone sur une année avec un pas horaire, le temps de calcul est assez faible de l'ordre de 1 seconde (avec cpu de 2.4 Ghz). Cette économie de calcul a cependant un prix, en effet la dynamique de chaque paroi est moyennée, modélisée par un unique condensateur. L'inertie des parois intérieures et extérieures sont groupées, ce qui empêche de prendre en compte la dynamique propre à chaque paroi.

Dans le cas d'une simulation multizone, ou multi-groupe dans le modèle Th-CE, on considère que les groupes sont indépendants les uns des autres pour la conduction. Le couplage n'est alors que purement aéraulique. Le fait de résoudre chaque système indépendamment et d'attribuer des flux d'échanges aérauliques permet de conserver un temps de calcul de l'ordre de quelques secondes. Toujours suivant le modèle Th-CE, on réduira le nombre de groupes au maximum, qui sera défini par les typologies des systèmes installés. Ainsi une maison individuelle avec un seul système de chauffage sera modélisée par un groupe unique.

Cette approximation est surtout problématique dans le cas où les effets dynamiques de chaque paroi ne sont plus négligeables. Malheureusement, ces effets influencent particulièrement la consommation du bâtiment dans le cas d'un bâtiment ayant une faible demande énergétique. D'autres modèles plus précis ont alors été développés.

### **II.2.2 Modèles à l'échelle des parois**

Les modèles discrets sont plus fins que les modèles à l'échelle du bâtiment. A chaque zone est attribuée une pièce ou un groupe de pièces, le plus souvent suivant leur orientation. Il est possible de décrire un bâtiment très finement, mais la quantité d'informations à fournir pour réaliser la simulation augmente : préciser les scénarii pour chaque zone, l'emplacement des capteurs de température, des émetteurs... L'utilisation de ces modèles doit donc être adaptée à la quantité d'informations disponibles de même qu'au type de résultat recherché.

Chaque zone est délimitée par un ensemble de surfaces qui peuvent donner sur l'extérieur ou une autre zone. Ces surfaces sont principalement des murs, des dalles ou des cloisons de séparation. A la différence du modèle global, ici la dynamique de chaque paroi influence les transferts thermiques avec l'extérieur ou d'une zone à l'autre.

Dans l'ensemble des modèles étudiés, le transfert thermique est considéré 1D, dans l'épaisseur de la paroi. Chaque paroi est alors décrite en termes de couches et chaque couche en termes d'épaisseur, de conductivité thermique et de capacité (matériaux). Les éléments légers, tels que les fenêtres et les portes, sont considérés sans capacité par rapport aux murs. Ils sont donc assimilés à des résistances pures. Les transferts dans chaque paroi sont alors déterminés par l'application de l'équation de la chaleur en conduction monodimensionnelle en transitoire.

#### **II.2.2.1 Discrétisation de la paroi**

Pour résoudre l'équation l'une des solutions est de discrétiser la paroi en plusieurs couches homogènes. La discrétisation peut être plus ou moins précise suivant le nombre de mailles

choisi. Par contre, plus les mailles sont nombreuses plus le temps de calcul augmente. Différentes études ont montré que deux ou trois mailles étaient suffisantes pour simuler le comportement résisto-capacitif d'une paroi. Chaque logiciel applique un maillage différent qui est en relation avec sa technique de résolution. Nous présenterons ci-dessous les différentes approche pour modéliser les parois du bâtiments.

### II.2.2.1.1 Modélisation d'ESP-R

Sous Esp-r, il est possible de choisir la finesse du maillage. Par défaut, chaque couche du mur est discrétisée en 3 points comme dans la Figure II-4.

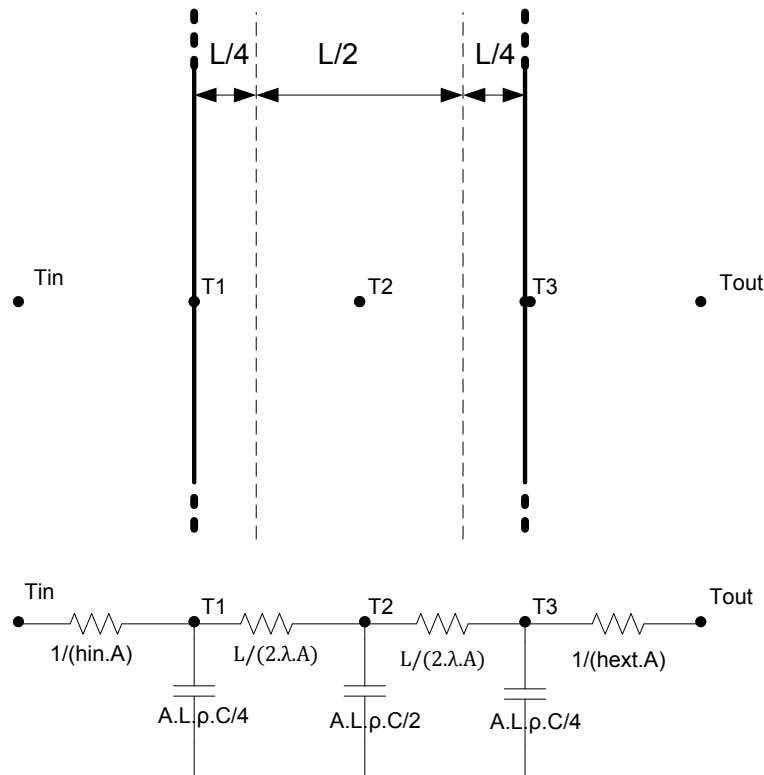


Figure II-4 Discretisation du Mur Esp-r [9]

Cette discrétisation permet de connaître directement les températures de surface. Sur le schéma équivalent électrique, on remarque que les résistances de surfaces sont indépendantes du mur. Cela permet de les recalculer en fonction de la température d'ambiance et de surface. Le calcul est ensuite réalisé par volumes finis.[9]

### II.2.2.1.2 Modélisation Comfie

Seule la couche massive de la paroi est discrétisée, les isolants (légers) sont considérés comme des résistances pures appliquées à l'extérieur ou à l'intérieur. Le maillage est réalisé



afin de rendre compte au mieux de la dynamique de la paroi. La Figure II-5 représente un mur homogène sans isolation.

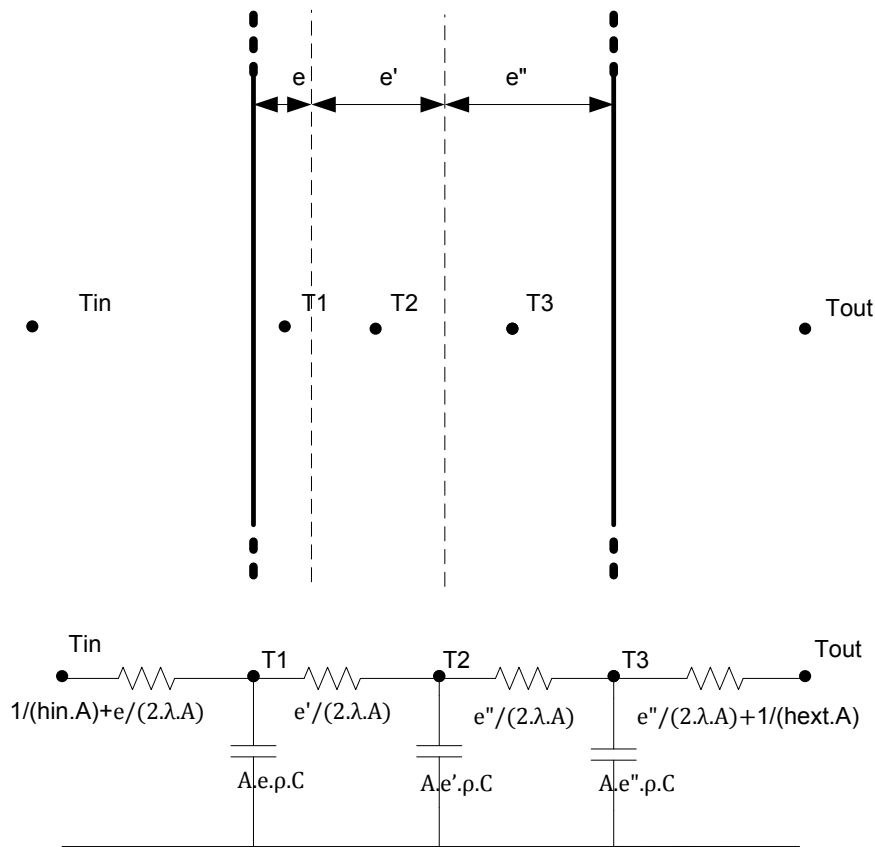


Figure II-5 Discretisation du mur Comfie [10]

Avec

$$e + e' + e'' = L$$

$$e' = r * e$$

$$\text{et } e'' = r^2 * e$$

$r$  est le facteur de répartition du maillage, il est pris égal à 3 dans le modèle Comfie.

La répartition des mailles au plus près du mur intérieur permet de mieux tenir compte des variations de température et de flux reçu dans l'intérieur du bâtiment. L'ensemble des températures est rangé dans le vecteur  $T$ , les différentes conductances sont rangées dans la matrice  $A$  et les capacités dans la matrice  $C$  [10] [11]. Le bâtiment est alors représenté par le système d'état suivant :

$$\begin{aligned} C \frac{dT}{dt} &= AT + EU \\ Y &= JT + GU \end{aligned} \quad (20)$$

U est le vecteur d'excitation qui intègre les apports et les conditions météo, et Y le vecteur de lecture.

### II.2.2.2 Modélisation en fonction de transfert

La paroi peut aussi être modélisée comme une boîte noire, on ne cherchera alors à modéliser que le flux entrant et sortant ainsi que ses températures de surfaces, comme sur la Figure II-6.

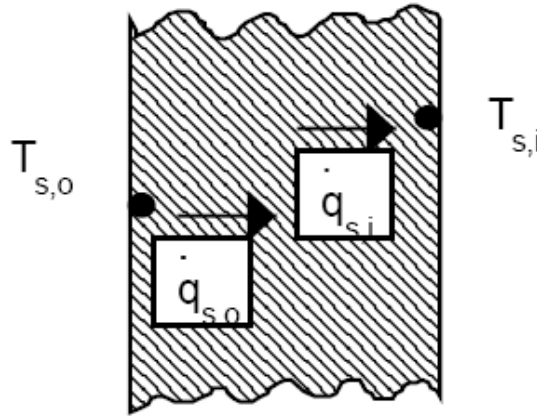


Figure II-6 Mur boîte noire- Trnsys et EnergyPlus

Il est aussi possible de modéliser un mur homogène, sans le discrétiser, par un quadripôle thermique dans l'espace de Laplace :

$$\begin{bmatrix} \Theta_{s,o} \\ \phi_{s,o} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Theta_{s,i} \\ \phi_{s,i} \end{bmatrix}$$

$\Theta_{s,i}$  et  $\Theta_{s,o}$  sont les transformées de Laplace des températures de surface à l'intérieur et à l'extérieur respectivement.

$\phi_{s,i}$  et  $\phi_{s,o}$  sont les transformées de Laplace des flux de chaleur sur les mêmes surfaces.

Avec  $A = ch \left( \sqrt{\frac{p}{\alpha}} \cdot L \right)$ ,  $B = \frac{1}{\lambda \cdot S} \cdot \sqrt{\frac{\alpha}{p}} \cdot sh \left( \sqrt{\frac{p}{\alpha}} \cdot L \right)$ ,  $C = \lambda \cdot S \cdot \sqrt{\frac{p}{\alpha}} \cdot sh \left( \sqrt{\frac{p}{\alpha}} \cdot L \right)$  et  $D=A$

et  $\alpha = \frac{\lambda}{\rho \cdot c}$  la diffusivité thermique du matériau et p la variable de Laplace.

Dans le cas de plusieurs couches, il suffit de multiplier les matrices entre elles afin d'obtenir le quadripôle du mur entier. Cette méthode permet de résoudre le système de façon analytique ou semi-analytique. Pour cela, on considère les sollicitations périodiques, tout signal périodique de pulsation  $\omega^\circ$  (pulsation  $\omega^\circ = 2\pi.f = 2\pi/T$ ) s'analyse en séries de Fourier, c'est-à-dire comme une somme de signaux harmoniques de pulsation :  $k \omega^\circ$ ,  $k=0, 1 \dots n$ .

Cette méthode a notamment été utilisée sur une optimisation d'un mur multicouche [12].

Dans EnergyPlus et Trnsys, la matrice représentative du mur est alors transformée en fonction de réponse temporelle (« Comprehensive Transfer Function » ou « Time domain Reponse Function » [13] [14] [15] [16]). Cela permet d'exprimer le flux et la température en sortie du mur en fonction de l'excitation des entrées et sorties aux pas de temps précédents :

$$q''_{ki}(t) = -Z_0 T_{i,t} - \sum_{j=1}^{nz} Z_j T_{i,t-j\delta} + Y_0 T_{o,t} + \sum_{j=1}^{nz} Y_j T_{i,t-j\delta} + \sum_{j=1}^{nq} \Phi_j q''_{ki,t-j\delta} \quad (21)$$

$$q''_{ko}(t) = -Y_0 T_{i,t} - \sum_{j=1}^{nz} Y_j T_{i,t-j\delta} + X_0 T_{o,t} + \sum_{j=1}^{nz} X_j T_{o,t-j\delta} + \sum_{j=1}^{nq} \Phi_j q''_{ko,t-j\delta} \quad (22)$$

Avec

$X_j$  CTF extérieure  $j=0,1,\dots,nz$

$Y_j$  CTF du mur  $j=0,1,\dots,nz$

$Z_j$  CTF intérieure  $j=0,1,\dots,nz$

$\Phi_j$  les coefficient de flux CTF

$T_i$  la température de surface intérieure

$T_o$  la température de surface extérieure

$q''_{ki}(t)$  le flux sur la surface intérieure

$q''_{ko}(t)$  le flux sur la surface extérieure.

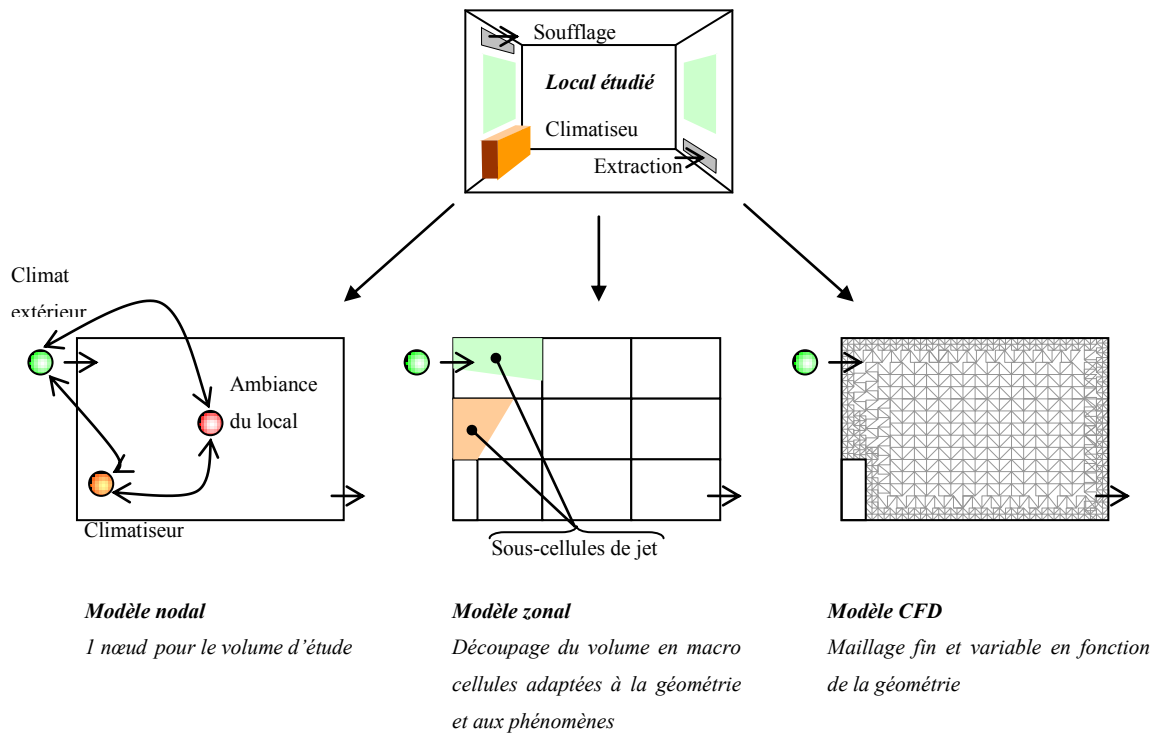
Cette technique demande une vérification de la conservation de l'énergie dans la zone, afin de déterminer combien de pas de temps précédents il est nécessaire de prendre en compte.

### II.2.2.3 Modélisation des transferts thermoaérauliques

L'étude des transferts de matière et de chaleur (thermoaérauliques) dans les bâtiments et leur environnement peut être abordée selon différents niveaux de modélisation :

- La méthode nodale permet de prendre en compte les échanges aérauliques d'une zone (groupe au sens réglementaire) à une autre. Ceci permet de connaître l'impact des stratégies de ventilation, et surtout de modéliser le circuit aéraulique du bâtiment. Dans la modélisation du bâtiment en lui-même, elle nécessite de caractériser chaque entrée d'air sur l'enveloppe (bouche, fenêtre...) ainsi que les connexions d'une pièce à l'autre (porte). Exemple : Trnsys via Comis.
- La méthode zonale [17] permet de découper une pièce en différentes zones aérauliques. Elle est parfois appliquée comme dans Trnsys, ceci permettant de prendre en compte les effets de stratification dans une pièce. Cette méthode reste cependant réservée à des cas particuliers.
- La modélisation de type CFD [18] (Computational Fluid Dynamics), permet de simuler l'ensemble des mouvements d'air à l'intérieur d'une pièce. Du fait de la forte demande en calcul et de la grande quantité de données pour réaliser cette simulation, son application est réservée à la conception de système spécifique plutôt que pour l'évaluation énergétique d'un bâtiment complet.

Pour l'étude des ambiances intérieures des bâtiments, ces trois approches peuvent être utilisées. Dans le cas d'un local équipé d'un système de climatisation par exemple, Figure II-7, la modélisation nodale permet des calculs rapides pour le dimensionnement du système. Un modèle zonal permet dans ce cas de définir plus précisément les conditions d'ambiances en différentes zones du local, ce qui permet notamment de définir les zones de confort thermique. Enfin, une modélisation de type CFD permet d'estimer la forme d'un écoulement en régime établi dans le local sans connaissance a priori des phénomènes et des écoulements dominants, contrairement à l'approche zonale où des modèles complémentaires tels que les zones de jet doivent être localisés.



**Figure II-7 : Différents niveaux de modélisation et différentes finesses de maillage pour le cas d'une ambiance intérieure équipée d'un système de climatisation. [19]**

Dans le cas d'une simulation pour estimer la consommation du bâtiment, on utilisera plutôt la méthode nodale du fait des temps de calcul respectifs des méthodes.

Dans un cas plus simple encore, il est possible de fixer le renouvellement d'air de la pièce afin de caractériser l'échange entre la pièce et l'extérieur.

#### II.2.2.4 Modélisation des échanges superficiels

Les échanges superficiels sont les échanges entre la surface des parois et l'air environnant, extérieur ou intérieur. Ils peuvent être considérés comme constants ou dépendant de la température et de la vitesse de l'air [10] [14].

#### II.2.2.5 Modélisation des échanges radiatifs intérieurs

Les échanges radiatifs entre les parois sont principalement dans l'infrarouge, les surfaces sont considérées comme grises.

Ces échanges peuvent être linéarisés et intégrés aux coefficients d'échanges superficiels pour faciliter la modélisation et les calculs. Cette solution a été retenue dans le moteur de calcul

COMFIE [10]. Les coefficients d'échanges superficiels sont alors dépendants de l'émissivité de la paroi et il n'est plus nécessaire de modéliser les transferts entre parois.

Si l'on considère les échanges d'une paroi avec les autres, il est nécessaire de calculer ou d'approcher le facteur de forme [14]. Le choix de prendre en compte ces transferts ainsi que la méthode de modélisation est toujours dépendant de la précision souhaitée par rapport au temps de calcul acceptable.

#### **II.2.2.6 Modélisation des échanges radiatifs extérieurs**

La prise en compte des masques proches, tel que les arbres ou les immeubles environnants, est aussi réalisable par détermination de la position du soleil par rapport à la surface. Dans le cas d'un élément

#### **II.2.2.7 Forces et faiblesse d'un modèle discret**

La modélisation discrète permet de prendre en compte la dynamique de chaque paroi du bâtiment et ainsi d'apprécier des phénomènes de façon plus précise, notamment les effets d'inertie. Cette précision nécessite une plus grande puissance de calcul, ainsi les simulations énergétiques sont plus longues à réaliser, notamment dans le cas d'un bâtiment multizone où chaque zone est couplée avec ses voisines. Un autre point gênant est que pour réaliser une simulation, il est nécessaire de renseigner de nombreuses informations sur les constituants du bâtiment, ce qui peut engendrer des temps de saisies importants.

### **II.2.3 Techniques de résolution**

Les techniques de résolution pour les modèles globaux à l'échelle du bâtiment sont la résolution du modèle RC, calcul de la température intérieure en fonction des conditions d'entrée et du pas de temps précédent, ainsi que la technique de résolution du modèle R5-C1 de la méthode Th-CE, décrite dans la réglementation thermique [4].

#### ***II.2.3.1.1 Modèles en analyse modale***

Si l'on a modélisé l'ensemble des transferts sous forme d'un système d'état, il est alors possible d'accélérer le calcul mathématiquement en ne trahissant pas la physique. Il s'agit alors de réaliser une réduction de modèle. On cherche les modes principaux de transfert dans le bâtiment. Il est donc possible de simuler le comportement d'un modèle en négligeant les modes ayant un faible impact dans la simulation. Concrètement, le mode principal d'un bâtiment est sa constante de temps, et définit son inertie. La réduction modale appliquée au

bâtiment permet des calculs bien plus rapides et permet ainsi de réaliser des outils applicables aux professionnels du bâtiment [10] [11] .

#### ***II.2.3.1.2 Couplage des différents phénomènes***

Il existe différents modèles pour l'ensemble des transferts du bâtiment, de même que pour les systèmes. Il peut s'agir d'un couplage faible ou d'un couplage fort. La résolution du système alors peut se révéler coûteuse en calcul notamment en cas de couplage fort. Cependant s'il y a volonté de réaliser des simulations précises, il sera nécessaire de coupler différents modèles entre eux afin de prendre en compte leurs interactions. Ainsi les logiciels comme Esp-r [9], Trnsys [16] ou EnergyPlus [14] permettent de choisir différents modèles pour chaque phénomène physique.

### **II.3 Estimation du besoin énergétique d'un bâtiment**

Le besoin en énergie finale dépend des conditions à maintenir dans l'ambiance intérieure. Il est possible de chercher à maintenir un indice de confort minimal tout au long de l'année, mais comme vu précédemment, de nombreuses données servant dans l'évaluation de l'indice de confort sont difficiles à estimer dans le cadre de la simulation. De plus, la régulation énergétique du bâtiment est le plus souvent un simple actionneur avec un seuil haut et un seuil bas. Ces seuils peuvent être variables suivant un scénario.

Nous ne nous intéresserons qu'aux besoins finaux d'un bâtiment qui sont les besoins de chaud, de froid et de lumière. Les besoins d'eau chaude, d'auxiliaire et de ventilation mécanique pourront être traités à part. Cependant, ces postes de dépenses énergétiques ne sont pas négligeables dans le bilan global.

#### **II.3.1 Consommation d'éclairage**

Les besoins lumineux sont estimés en fonction de l'occupation et de la qualité de l'éclairement naturel. Il s'agit de représenter le comportement humain dans le bâtiment qui allumera ou éteindra la lumière. Il existe différentes règles de comportement. La méthode proposée par la réglementation du moteur TH-CE [4] est supposée suffisante. Elle définit une règle d'allumage en fonction des flux lumineux reçus par l'intégralité du groupe, ce qui permet de s'affranchir de la géométrie intérieure du groupe. Enfin, la consommation d'éclairage est liée à la puissance installée qui doit être estimée à partir des besoins liés à l'occupation et au système d'éclairage installé.

L'éclairage est un poste de consommation non négligeable qui produit de la chaleur, ce qui influence les consommations en chaud et en froid. Il est donc nécessaire de l'inclure dans l'évaluation énergétique du bâtiment.

### **II.3.2 Besoins thermiques et consommations thermiques**

L'ensemble des modèles présentés permet de calculer l'évolution des températures d'un pas de temps à l'autre en fonction des flux reçus par la zone. Il existe deux techniques permettant d'évaluer l'énergie à fournir pour réguler la température intérieure en fonction de la consigne. La première consiste à évaluer le besoin en chaud ou en froid de chaque zone pour répondre à une température de consigne [4]. Cette technique est totalement indépendante des systèmes de production de chaud et de froid. Cette solution permet donc de réaliser des simulations du bâtiment sans avoir à prendre en compte le système qui lui est couplé. Par contre, dans ce cas, le système virtuel est considéré parfait : d'une puissance infinie et d'un temps de réponse nul. Dans ce cas, on force la consigne à être toujours respectée.

L'autre approche est justement de coupler un système de contrôle thermique au bâtiment, qu'il est possible de représenter grossièrement ou plus en détail. Dans ce cas, le bâtiment et son comportement ne sont qu'un composant du système complet, il est donc nécessaire d'avoir un système de régulation adapté au bâtiment pour réaliser une simulation. Ainsi, il est possible que le système de chauffage ou de refroidissement ne soit pas assez puissant ou trop lent à se mettre en route pour toujours respecter la consigne.

Quelle que soit la méthode, on évalue une puissance instantanée qui une fois intégrée sur la période de simulation donnera la consommation.

L'estimation du besoin énergétique et donc des consommations du bâtiment est réalisée à partir de l'évolution du comportement thermique du bâtiment en fonction des conditions d'excitation à l'instant  $t$ , mais aussi des pas de temps précédents, par rapport à une température de consigne ou une consigne de luminosité. Les besoins instantanés sont une action de correction par rapport aux consignes, le bâtiment est laissé libre entre une température de consigne de chauffage et une température de consigne de refroidissement. L'estimation du besoin énergétique annuel est en fait l'estimation de l'intégrale des besoins instantanés sur la période de simulation. Ainsi, les besoins énergétiques annuels sont influencés par les pointes de besoin instantané, mais aussi par les périodes où le bâtiment est en évolution libre.



### II.3.3 Influence des règles de mise en route des systèmes

Hormis l'ensemble des scénarii à appliquer à un bâtiment, il faut aussi modéliser le comportement d'un point de vue saisonnier. Dans la réalité, il arrive que les températures de consigne ne soient pas respectées pendant un court moment, surtout en intersaison. Le comportement de l'occupant, est considéré de telle façon qu'il allume sa chaudière ou sa climatisation d'une façon quasi saisonnière.

Le modèle réglementaire français [4] intègre ce comportement en définissant des saisons de chauffe et des saisons de refroidissement. Elles sont définies à partir du besoin en chaud ou en froid moyen des 28 derniers jours. Quand le besoin moyen passe un certain seuil ( $1\text{W/m}^2$ ), on considère la mise en route ou l'arrêt du système.

Le fait d'appliquer cette règle réduit les besoins énergétiques du bâtiment par rapport à une disponibilité permanente des systèmes. Cependant, cette approche permet de prendre en compte le contrôle des systèmes par l'utilisateur. On prend même en compte l'hystérésis liée au comportement de l'utilisateur. Les effets de cette règle sont visibles sur les Figure II-8 et Figure II-9.

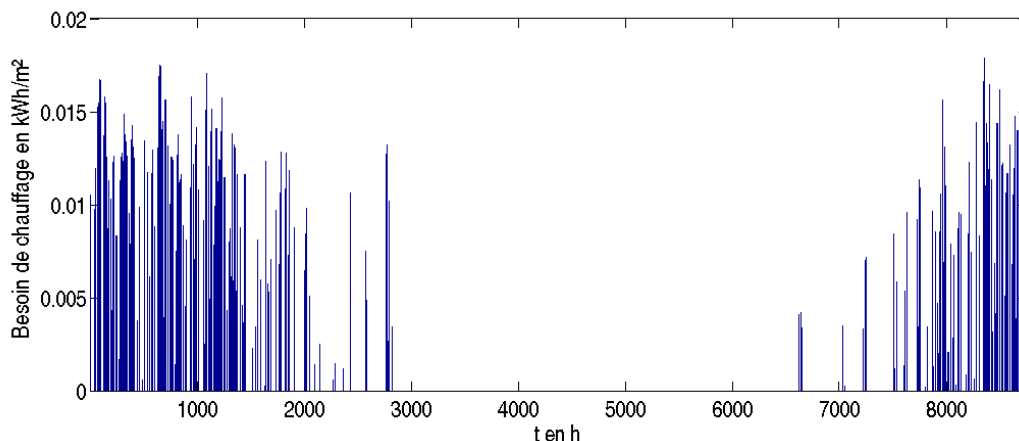
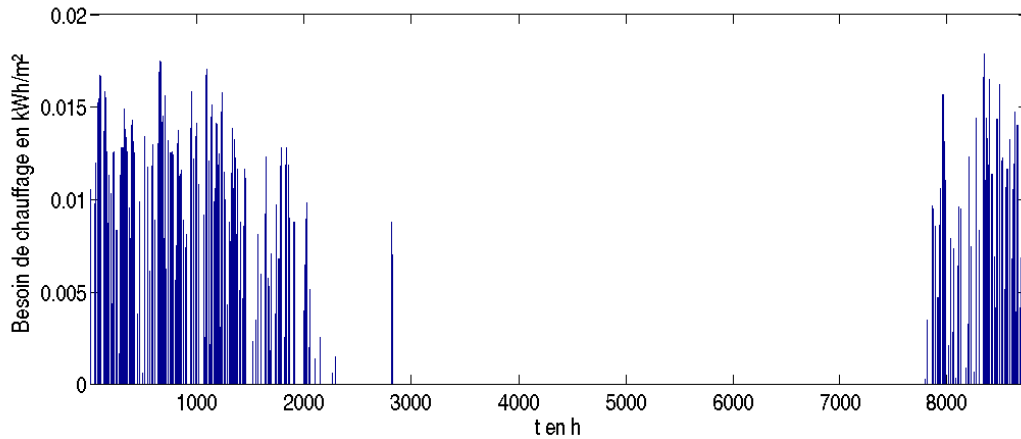


Figure II-8 : Besoin de chauffage sur une année avec régulation sans hystérésis

L'application de la règle est surtout visible aux périodes d'intersaison. Notamment entre 2000 et 3000 h (printemps) et autour de 7000 h (automne). Durant ces périodes, la consigne de température n'est pas alors strictement respectée. Dans cet exemple, le besoin de chaud annuel est alors réduit de  $10,12\text{ kWh/m}^2/\text{an}$ , Figure II-8 à  $9,62\text{ kWh/m}^2/\text{an}$ , Figure II-9. L'influence sur la consommation globale reste donc réduite, mais il sera tout de même nécessaire de la prendre en compte dans le cas où l'on ne maîtrise pas le type de simulation comme pour une analyse réglementaire.



**Figure II-9: Besoin de chauffage sur une année avec régulation et hystérésis**

Ces règles ont pour effet, par contre, de provoquer certaines discontinuités entre un paramètre du bâtiment et sa consommation : en prenant un cas témoin l'ajout d'isolation sur le modèle peut avoir pour effet de couper le chauffage sur une quinzaine de jours par rapport au cas témoin. Cette coupure occasionne alors une discontinuité de la consommation par rapport aux paramètres d'isolation.

Enfin ces règles sont indépendantes de la modélisation physique du bâtiment, mais influent sur la dynamique générale et surtout sur le résultat final. Ainsi si l'on cherche à comparer les résultats de différents moteurs de simulation, il sera nécessaire de s'assurer d'utiliser les mêmes règles de régulation dans chacune des simulations.

## II.4 Conclusion

La simulation énergétique du bâtiment comporte de nombreuses facettes et nécessite de coupler de nombreux domaines entre eux. Il existe différentes façons de modéliser chaque phénomène, chacune ayant ses avantages et ses inconvénients. Ainsi chaque solution existante permettant la simulation énergétique propose un assemblage de chacune de ces modélisations à adapter suivant les besoins du problème.

Les besoins énergétiques ou les consommations d'un bâtiment donné sont déterminés à partir des scénarii d'excitations (météo et occupations) et de consignes, liés à la dynamique du bâtiment, dépendant de règles de mise en route des systèmes... La simulation énergétique semble donc un des seuls moyens d'évaluer la consommation d'un bâtiment en prenant en compte l'ensemble des phénomènes nécessaires, notamment pour les bâtiments à faible consommation.

La simulation suivant la méthode Th-CE [4], a pour but de valider un bâtiment face à la réglementation. Dans ce cas, les scénariis et les règles de fonctionnement des systèmes sont fixés, de cette façon il est possible de comparer l'ensemble des bâtiments de façon claire. Cependant, cette rigidité ne permet pas d'affiner au mieux la modélisation de chaque cas particulier, et la modélisation mise en œuvre néglige toujours certains aspects de la dynamique du bâtiment. Ce type de simulation est surtout dédié à évaluer le bâtiment sur une échelle construite à partir des mêmes hypothèses. Le bâtiment est alors noté sur cette échelle et comparé à une valeur seuil définie dans la réglementation pour déterminer si le bâtiment sera réglementaire ou non.

Une solution comme Comfie offre un intermédiaire dédié à la conception. Son moteur thermique permet d'avoir des résultats convaincants tout en garantissant des temps de calcul acceptables du fait de la réduction de modèle. Son ergonomie permet aussi d'être utilisé facilement avec un minimum de formation. On privilégie son utilisation pour déterminer l'évolution des températures dans les différentes pièces, mais aussi déterminer les besoins de chaud et de froid au cours de l'année.

Les solutions comme Energyplus et Trnsys permettent de choisir les différentes modélisations voulues suivant le cas étudié permettant d'avoir des temps de calcul rapide ou une grande précision suivant les choix. Cependant pour chaque modèle que l'on choisit, il faut être capable de le paramétrer en conséquence.

L'ensemble de ces logiciels permet d'estimer la consommation ou les besoins énergétiques d'un bâtiment. Mais une fois le résultat obtenu, il est difficile de déterminer quel paramètre a une réelle influence sur la consommation du bâtiment. De plus faire varier l'ensemble des paramètres d'un bâtiment peut se révéler fastidieux du fait de leur grand nombre. Pour estimer les besoins énergétiques du bâtiment, seuls les paramètres du bâti comptent en considérant la ventilation fixée, mais le nombre de paramètres reste grand : matériaux, épaisseur, fenêtres...

L'ensemble de ces modèles donne des résultats pouvant varier d'une méthode à une autre du fait des différentes modélisations et hypothèses. Ainsi, dans le cas d'obtention de label, ou de contrainte de conception, on peut imaginer que les exigences sur les besoins énergétiques du bâtiment ou de consommation seront fixées à partir d'une méthode donnée. Pour valoriser au mieux une méthode de conception dans la pratique, il est donc nécessaire d'envisager une approche qui reste possible quelle que soit la méthode de simulation demandée.

C'est ici que la modélisation R5-C1 de la méthode TH-CE prend son intérêt. Chaque groupe thermique, n'est défini dans le modèle que par 5 résistances théoriques et un condensateur. Le comportement global de ce bâtiment est donc défini par ces seuls paramètres.

En conception, dans un premier temps, l'esquisse du bâtiment est connue, mais il reste à définir l'ensemble des compositions de chacune de ses surfaces (Parois opaques, fenêtres...). Ainsi pour déterminer les compositions du bâtiment, au lieu de chercher chaque composition de chaque mur, nous chercherons dans un premier temps les paramètres d'un modèle R5-C1 correspondant à l'esquisse du bâtiment. Ceci permettra de définir les paramètres de l'optimisation et du prédicteur mis en œuvre dans le chapitre IV.



## **CHAPITRE III      Optimisation et estimation d'une fonction coûteuse**

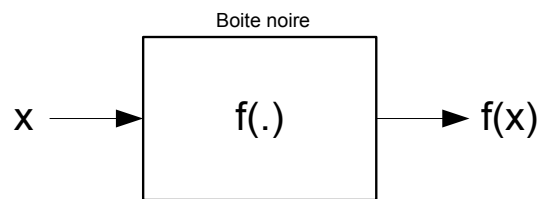


### III.1 Introduction

La consommation énergétique ou le besoin bioclimatique d'un bâtiment sont des critères de choix fondamentaux lors de la phase conception. La réglementation thermique des différents pays exige souvent une consommation maximale autorisée voire un besoin bioclimatique maximal, comme c'est le cas dans la réglementation thermique française 2012 [20]. Mis à part l'aspect réglementaire, du fait de la durée de vie des bâtiments, la consommation énergétique a un impact de premier ordre sur le bilan en analyse de cycle de vie du bâtiment ou simplement sur les coûts de fonctionnement du bâtiment.

Les critères de performance énergétiques du bâtiment sont donc indispensables à la conception, mais non suffisants. D'autres critères sont tout aussi importants comme le coût économique, l'impact environnemental de la construction, le confort lumineux, l'acoustique et l'esthétique. Un autre critère est la faisabilité des solutions proposées. L'ensemble de ces critères permet au concepteur de comparer différentes solutions.

Le comportement énergétique d'un bâtiment est fortement dépendant des paramètres de structure (paroi : compositions, orientations, dimensions...), mais aussi de son scénario d'occupation ainsi que de ses divers composants. Pour cela, une approche de type «boîte noire» a été envisagée. Par boîte noire, nous désignons une fonction qui ne peut être caractérisée que par échantillonnage. On entendra par échantillonnage, l'action d'évaluer une fonction inconnue en un point  $x$  de l'espace des paramètres.



**Figure III-1 : Fonction boîte noire**

Ainsi sur la Figure III-1, la simulation du bâtiment est intégrée dans la fonction  $f(.)$ , où  $x$  est le vecteur paramètre d'entrée et  $f(x)$ , le vecteur des variables de sortie de  $f(.)$ . On ne connaît aucune information sur  $f(.)$ , il est juste possible d'associer  $f(x)$  à  $x$  en réalisant une évaluation de  $f(.)$  en  $x$ .

Pour comparer différentes solutions de conception, il n'existe pas de méthode classique et systématique. La façon la plus commune de travailler est de proposer une solution pour



évaluer l'ensemble des critères et de corriger la solution puis de réévaluer les critères. Cette approche, du fait de l'expérience du concepteur, permet d'espérer atteindre une solution acceptable. Pour autant le risque est de ne pas trouver de solution ou d'avoir négligé des solutions qui auraient été meilleures. Si le temps et le budget le permettent, il est aussi possible de réaliser un plan d'expérience pour comparer les différentes solutions entre elles. Il est alors nécessaire d'évaluer les critères pour chaque solution du plan d'expérience. Réaliser l'ensemble des évaluations est coûteux en temps de saisie et en temps de calcul, notamment pour les critères dépendant d'une simulation énergétique.

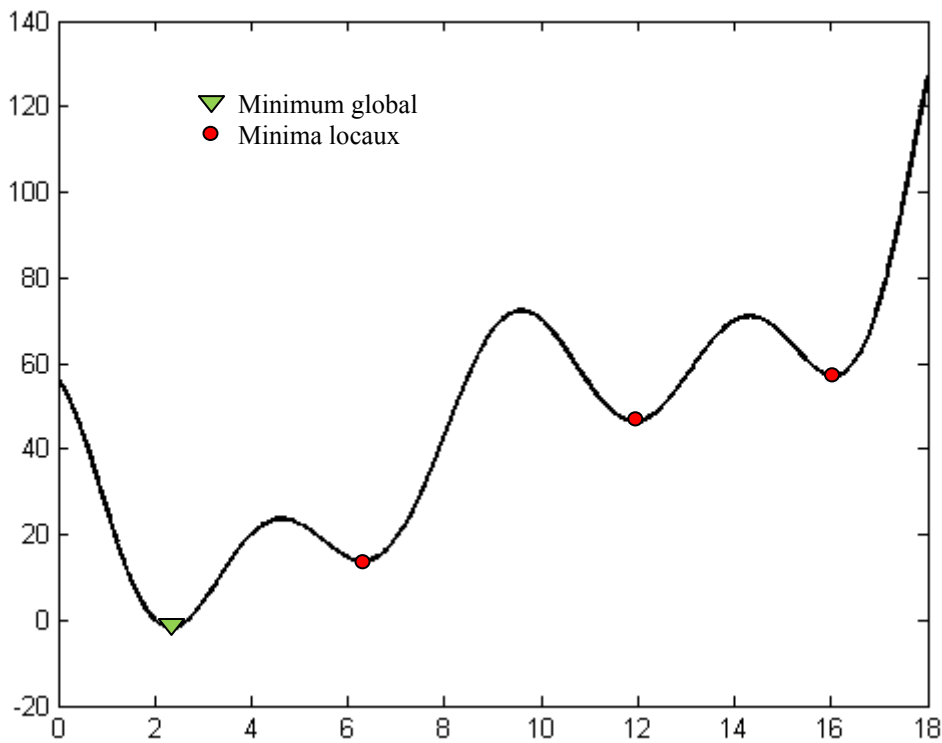
Dans ce chapitre, nous verrons donc différentes pistes d'améliorations pour approcher le problème de conception en tenant compte de différents critères, notamment le critère énergétique.

### III.2 Optimisation

L'optimisation peut être une approche d'un des maillons de la chaîne de conception. Le principe consiste à déterminer les meilleurs éléments d'un ensemble. Chaque élément est représenté par ses paramètres  $x$  et on détermine le meilleur élément en maximisant ou minimisant une fonction objectif  $f(.)$  suivant un ensemble de contraintes avec  $x$  devant satisfaire à un nombre  $I$  contraintes d'inégalité et un nombre  $J$  contraintes d'égalité [21].

$$\begin{array}{ll}
 \text{Minimiser } f(x) & \\
 \text{Avec } x \text{ satisfaisant :} & \\
 g_i(x) \leq 0 & i=1..I \\
 h_j(x) = 0 & j=1..J
 \end{array}
 \qquad \text{Prob (1)}$$

En considérant la simulation comme une boîte noire, on s'intéressera particulièrement à l'optimisation numérique de systèmes non linéaires, on parle alors de métaheuristique. Les techniques évoquées sont dites itératives, c'est-à-dire qu'à chaque itération la méthode cherche à orienter l'exploration vers une zone de l'espace des paramètres qui pourrait contenir une valeur de  $f(x)$  inférieure à la valeur minimale déjà évaluée. On détermine la performance d'une méthode d'optimisation suivant son nombre d'appels à la fonction objectif et la précision de la méthode pour atteindre l'optimum global.



**Figure III-2 Fonction avec plusieurs minima locaux**

Sur la Figure III-2, la fonction représentée possède plusieurs minimums locaux et un minimum global. Il existe différentes techniques d'optimisation et une possibilité de classement est une différenciation entre local et global. Les techniques d'optimisation locales convergent rapidement vers le minimum et permettent de savoir si le minimum a été atteint. Cependant, elles peuvent rester piégées sur un minimum local selon l'initialisation de l'optimisation. Pour remédier à cela les techniques d'optimisation globale sont mises en œuvre. Ces techniques sont généralement bien plus lentes à converger et demandent beaucoup d'appels à la fonction à minimiser, notamment au voisinage du minimum. Enfin des techniques hybrides ont été conçues : dans un premier temps on réalise une optimisation globale pour atteindre la zone de l'espace des paramètres qui contient le minimum global et on réalise une optimisation locale en initialisant avec le meilleur candidat trouvé par l'optimisation globale. Cette approche permet un compromis entre les types de techniques. Il existe un grand nombre de méthodes permettant d'optimiser une fonction inconnue. On notera qu'il existe une boîte à outils GenOpt [22], qui permet de réaliser ces types d'optimisations avec différents logiciels de simulation énergétique. Le programme réalisé en

java permet alors de faire appel directement à EnergyPlus ou TrnSys à condition d'avoir paramétré le fichier d'entrée en conséquence.

### **III.2.1 Méthodes de descente**

L'utilisation d'une méthode d'optimisation de descente suppose que la fonction objectif que l'on cherche à optimiser est convexe. La convexité permet d'affirmer qu'il n'y a qu'un seul minimum sur l'espace des paramètres. On suppose aussi que la fonction objectif est continue et continument différentiable.

Une méthode de descente, comme son nom l'indique, est une méthode séquentielle permettant d'orienter la prochaine évaluation de la fonction objectif dans une direction propice à s'approcher du minimum. Cette méthode nécessite d'être initialisée par le choix d'un point de l'espace des paramètres.

Il existe trois classes de méthodes [23]

- les méthodes d'ordre zéro ne valorisent que les valeurs successives évaluées de la fonction objectif. Ces méthodes peuvent être menées par dichotomie ou relaxation.
- les méthodes d'ordre un valorisent des informations sur les dérivées premières par rapport aux paramètres sous forme du gradient de la fonction objectif.
- les méthodes de second ordre valorisent les dérivées secondes à l'aide de la matrice Hessienne.

Dans le cas d'une fonction inconnue, il est possible que l'on rencontre de nombreux minima locaux. Ainsi, dans la pratique, il est possible que cette méthode converge vers un minimum local. Il est alors recommandé de tester différentes initialisations pour s'assurer que l'optimum trouvé est bien global.

Le seul moyen de s'assurer d'être sur un minimum global est d'évaluer tout l'espace des paramètres ce qui suppose un temps de calcul prohibitif, surtout en simulation.

Pour une application à l'optimisation du bâtiment, cela peut être envisagé si l'on a déjà un projet précis et que l'on cherche à l'optimiser de façon locale, c'est-à-dire en gardant les paramètres assez proches du bâtiment départ. Dans le cas, où l'on cherche un minimum global, il est nécessaire d'utiliser d'autres méthodes d'optimisation.

### III.2.2 Métaheuristiques

Les métaheuristiques permettent de converger vers un minimum global d'une fonction objectif, en considérant que la méthode peut être mise en œuvre indéfiniment. Son principal avantage est que ces méthodes ne se font pas « piégées » par les minimums locaux.

On applique ces algorithmes à des problèmes d'optimisation difficiles où les méthodes de descente ne peuvent s'appliquer. Il s'agit d'un algorithme stochastique itératif. Ces méthodes sont bien plus exploratoires que les méthodes de descente ce qui garantit la convergence vers un optimum global, à condition d'avoir réalisé suffisamment d'itérations. Ces phases d'explorations demandent par contre un plus grand nombre d'appels à la fonction objectif, la convergence est donc généralement plus lente. Il existe un très grand nombre de familles d'algorithmes ayant cette vocation : Algorithmes évolutionnaires, recuit simulé,...

Nous nous intéresserons seulement à quelques solutions notamment l'algorithme DIRECT (Divided Rectangle) [24]. Son principe est de diviser l'espace des paramètres en rectangle (ou hyperrectangle) et d'évaluer le point central. Pour la convergence, le rectangle ayant le meilleur candidat est alors divisé en sous rectangles. L'opération est alors répétée jusqu'au critère d'arrêt. Cette méthode est appliquée dans « Efficient global optimization » [25] qui est développée dans la partie suivante III.3.2.

D'autres méthodes ont fait leurs preuves dans le domaine des métaheuristiques, par exemple les algorithmes génétiques qui étaient préalablement dédiés aux paramètres discrets et qui ont été adaptés aux paramètres continus. Ces méthodes sont largement utilisées sur de nombreux problèmes.

Une autre approche, par essaims de particules [26], est une méthode adaptée aux espaces continus. On définit une population de particules représentant chacune un point de l'espace, la fonction objectif est évaluée en chacun de ses points. Pour passer à l'évaluation suivante, on impose un déplacement de ces particules suivant une direction dépendant de son inertie et de l'attrait de ses voisins. Son inertie est en fait le vecteur vitesse de la particule au pas de temps précédent et l'attrait est estimé à partir de la valeur de la fonction objectif. En paramétrant l'inertie des particules et leurs aptitudes à communiquer, il est possible de mettre en balance l'exploration de l'espace et la convergence.

L'ensemble de ces méthodes repose sur des itérations simples, mais qui seront à effectuer en grand nombre. Chaque méthode met en balance l'exploration et la convergence. Par exploration, nous entendons évaluer la fonction objectif dans de larges zones de l'espace des

paramètres. En forçant une convergence trop rapide, il est probable que l'optimisation s'oriente vers une zone de l'espace qui ne contient qu'un minimum local. Par contre plus l'exploration est large, plus il est nécessaire de faire appel au calcul de la fonction objectif, les temps de calcul peuvent donc être une limite à la convergence.

Enfin, une dernière faiblesse de ces méthodes est qu'il est impossible de détecter que l'on a atteint l'optimum global. On considère un certain nombre d'évaluations de la fonction objectif comme critère d'arrêt, ou le fait que chaque candidat de la population est contenu dans un sous-ensemble de l'espace des paramètres défini par la marge d'erreur admise sur chacun des paramètres.

Ces méthodes sont déjà appliquées à des problèmes d'optimisation d'un bâtiment [27] . Cependant le frein majeur est le grand nombre de simulations nécessaires. Le temps de calcul est alors prohibitif pour permettre une utilisation systématique de l'optimisation avec une simulation énergétique du bâtiment. Différentes solutions pour faciliter l'utilisation d'une optimisation globale sont abordées dans la partie suivante.

### **III.3 Construction d'un prédicteur pour l'optimisation globale**

On appellera une fonction coûteuse une fonction qui nécessite un certain temps de calcul, dans notre cas la simulation du comportement thermique d'un bâtiment. Cette fonction est de l'ordre de quelque seconde à la minute pour une simulation sur les ordinateurs utilisés aujourd'hui. On considérera cette fonction coûteuse, car la réalisation de nombreuses simulations peut durer plusieurs heures. A l'inverse une fonction peu coûteuse sera une fonction très rapide à calculer, comme un simple polynôme de degré 2.

On considérera qu'une fonction dépendante d'une simulation est une fonction « coûteuse », car elle demande un temps de calcul important. Suivant la puissance de calcul disponible, une fonction est plus ou moins « coûteuse », on se placera dans le cas d'un ordinateur personnel standard. Par souci de lisibilité, toutes les fonctions  $f(\cdot)$ , dites coûteuses, seront notées  $f^c(\cdot)$

On entend alors par prédicteur une fonction prenant en entrée les mêmes paramètres que la fonction de référence et donnant ainsi une estimation  $\hat{f}(\cdot)$  de  $f^c(\cdot)$ .

Les méthodes d'optimisation évoquées précédemment sont parfaitement applicables à un problème de conception dépendant de la simulation énergétique du bâtiment. Ces méthodes demandent une forte exploration de l'espace des paramètres pour converger et donc des

nombreux appels à la simulation. Le temps de calcul de chaque simulation pouvant atteindre plusieurs minutes, la mise en place d'une optimisation peut prendre plusieurs heures. De ce fait, l'usage d'un algorithme d'optimisation dans un contexte de conception est facilement remis en cause.

Pour éviter de faire trop d'appels à la simulation, une des idées envisagées a été de remplacer la fonction dépendant de la simulation par un prédicteur. Le prédicteur  $\hat{f}(\cdot)$  de la fonction de référence de  $f^c(\cdot)$  est une fonction qui permet de prédire la valeur  $f^c(x)$  à moindre coût en temps de calcul, illustré Figure III-3.

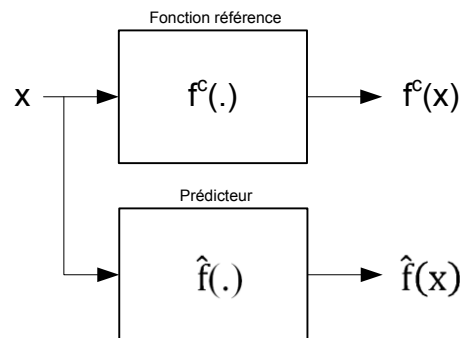


Figure III-3 : mise en place d'un prédicteur

Il s'agit d'une approximation de la fonction  $f^c(x)$ . Différentes méthodes d'approximation, et différentes approches de mise en œuvre sont alors possibles. Nous nous concentrerons sur deux approches, dans le cas de l'énergétique du bâtiment, mettant en œuvre des polynômes de régression. Puis dans un deuxième temps, nous étudierons une méthode d'interpolation : le métamodèle de type Kriging qui offre des affinités particulière avec les techniques d'optimisation [25].

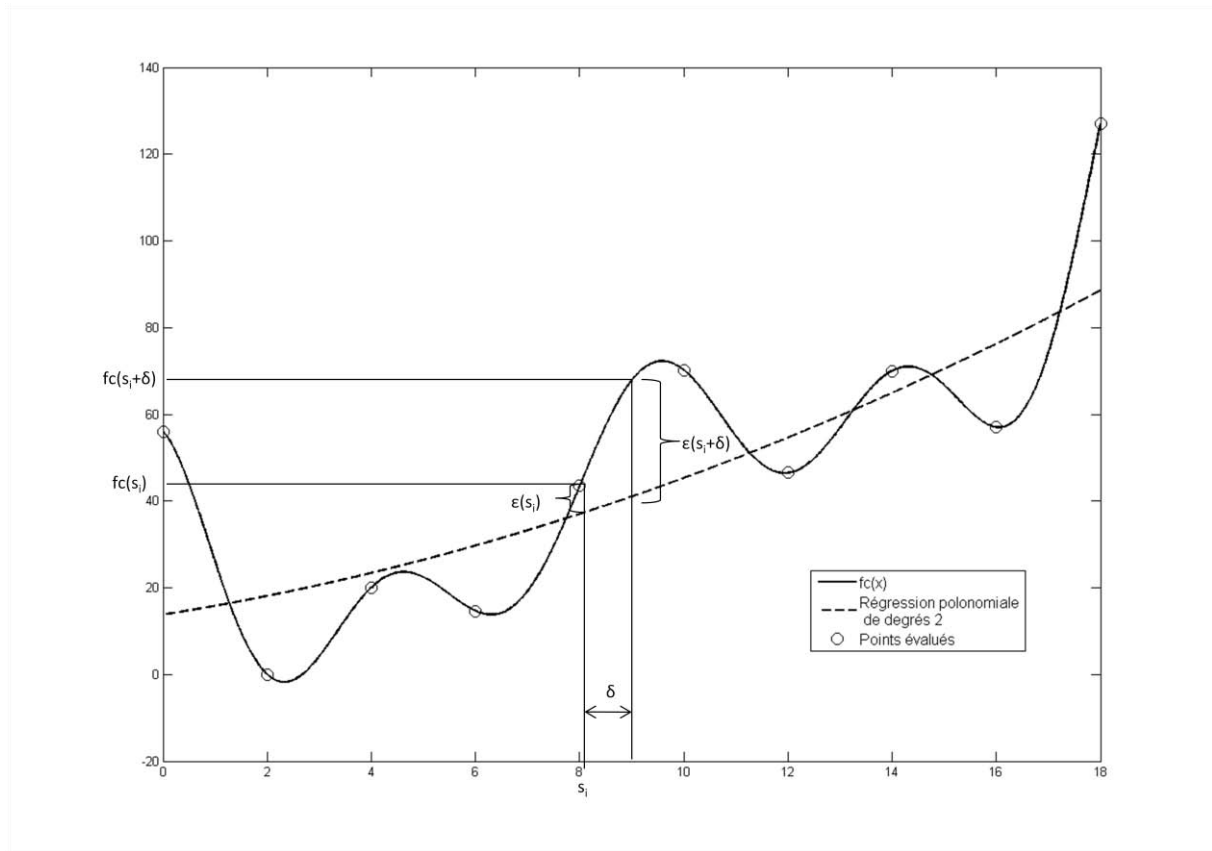
### III.3.1 Méthode de régression

Pour construire un polynôme de régression, il est nécessaire d'avoir s'abord évalué la fonction  $f$  sur un ensemble de points  $S$ . La régression la plus utilisée est la régression linéaire, mais il est possible de réaliser des régressions sur d'autres modèles suivant les connaissances du système que l'on cherche à étudier.

De manière générale, on détermine les coefficients du modèle de régression par une méthode des moindres carrés. On considère que la fonction  $f^c(\cdot)$  a été évalué  $n$  fois, et on dispose donc des points  $s_i$  de l'espace de décision  $s=[s_1,...,s_n]$  et de leur évaluation  $f^c(s)=[f^c(s_1),..., f^c(s_n)]$ .

$$f^c(s) = f_{reg}^c(s) + \varepsilon(s) \quad (23)$$

La Figure III-4 représente une région spécifique autour de trois points échantillonnés d'une fonction  $f^c(.)$ .



**Figure III-4 : Comparaison entre une fonction et sa fonction de régression**

On peut reconnaître la fonction  $f^c(.)$  avec différentes évaluations de  $f^c(S)$  ainsi que la fonction  $f_{reg}^c(.)$  de régression en pointillés. On peut déterminer l'erreur aux points évalués :

$$\epsilon(s_i) = f^c(s_i) - f_{reg}^c(s_i) \quad (24)$$

Cependant, on ne connaît pas l'erreur  $\epsilon(s_i + \delta)$ . Il est donc nécessaire de n'utiliser une régression des moindres carrés que lorsque que l'on est sûr que la fonction de régression est adaptée. Pour plus de précision, on peut utiliser le plus souvent des polynômes de degré élevé. Cependant plus la fonction de régression a de paramètres, plus il faudra d'échantillons pour l'évaluer. Cette approche peut néanmoins s'appliquer dans le cadre de l'évaluation énergétique du bâtiment.

### **III.3.1.1    Fonction de régression avec intégration des données                   météorologiques**

Dans ses travaux, Catalina [28] propose de réaliser un polynôme permettant de prédire le besoin de chauffage d'un bâtiment à partir de quelques paramètres globaux. Chaque bâtiment est défini par un ensemble de paramètres globaux : sa déperdition moyenne, sa constante de temps, son coefficient de forme (volume sur surface déperditive). La météorologie entre aussi dans les paramètres permettant de prédire la demande en chauffage du bâtiment, sous la forme de la température moyenne extérieure et de l'irradiation globale moyenne du bâtiment.

18144 simulations ont été réalisées sur TrnSys afin de construire un polynôme prédisant le besoin de chauffage pour chaque mois d'hiver, ainsi qu'un polynôme pour estimer le besoin de chauffage annuel. L'utilisation de polynômes de degrés 2, permet d'obtenir des fonctions de régression de grande qualité. Chela [29]. propose la même approche sur une base d'un modèle Simbad [30] pour permettre la mise en place d'abaques dédiées aux concepteurs.

Cette approche permet de se passer ensuite totalement de la simulation. L'intérêt fort de cette approche, est de pouvoir réaliser un grand nombre de simulations a priori et de n'utiliser que le polynôme de régression en conception et le valoriser dans une démarche optimisation.

Cependant, il est nécessaire de prendre des hypothèses fortes sur la conception comme la répartition des fenêtres et sur l'environnement autour du bâtiment (notamment les ombres portées par les bâtiments environnants). La moindre modification structurelle ou d'orientation remet en cause la validité de la fonction de régression.

Cette méthode a donc son intérêt pour être appliquée très en amont de la conception sur le même principe que la méthode 3CL [31] appliquée dans le Diagnostic de Performance Energétique. Cette approche trouve ses limites lorsque que l'on sort des hypothèses de construction de ces polynômes de régression. Par exemple, le fait d'avoir une occupation différente ou un bâtiment ne recevant que peu de soleil du fait des masques environnants ne rentrera plus dans le cadre de cette étude. Pour construire ces polynômes, il faut alors toujours mettre en balance le nombre de paramètres possibles et les domaines d'application. En effet, à vouloir traiter tous les cas possibles, le nombre de paramètres augmente fortement, ce qui obligerait à réaliser un trop grand nombre de simulations.



### **III.3.1.2      Fonction de régression sans intégration des données                          météorologiques**

Dans une optique de conception plus intégrée à son environnement, Jaffal [32] propose la construction d'une fonction de régression à partir des caractéristiques du bâti et des stratégies de ventilation pour un bâtiment, une occupation et un environnement donnés.

L'idée maîtresse est de construire un polynôme de régression pendant l'étape de conception, c'est-à-dire lorsque les plans, l'occupation, la localisation du bâtiment et son orientation sont déjà fixés. Le principal avantage est d'avoir des résultats de simulations qui correspondent parfaitement au cas étudié, et s'ancre plus dans une problématique de conception en remplacement d'une variation paramétrique classique [33].

Le problème de cette approche est que les simulations nécessaires pour construire le polynôme doivent être réalisées lors de la conception, ce qui est donc très coûteux en temps de calcul. Pour remédier à ce problème, les simulations sont réalisées suivant des plans d'expériences tels que les plans d'expérience de Taguchi [33]. Les conclusions de l'étude montrent qu'il est recommandé de réaliser un polynôme de degré deux avec 3 niveaux pour chaque paramètre. Par niveaux, nous entendons que chaque paramètre est limité à 3 valeurs différentes. Avec un maillage à 3 niveaux sur 11 paramètres, il y a  $3^{11}$  (177 147) simulations nécessaires pour explorer tout l'espace, à partir des plans d'expérience il est permis d'obtenir des résultats intéressants à partir de quelques simulations et un polynôme de degré 1, mais pour une meilleure précision 160 simulations sont préférables afin de réaliser un polynôme de degré 2.

Cette approche est intéressante, car elle reste indépendante du mode de simulation choisi et permet d'obtenir des résultats portant sur le projet en cours. Cependant le nombre de simulations à réaliser reste important et nécessiterait un temps de calcul long ou une grande puissance de calcul dans le cas où l'on réaliserait les simulations en parallèle.

Une autre limite vient du polynôme de régression lui-même. En effet, un prédicteur utilisant un polynôme de régression donne un résultat différent de la fonction de référence, même aux points où une évaluation a été réalisée. Les limites de la régression semblent d'ailleurs être atteintes dans les cas où les besoins de chauffages sont très faibles, ce qui est justement une zone de l'espace des paramètres intéressante dans la conception. Cette imprécision dans le prédicteur est parfaitement acceptable dans le cas où il est utilisé manuellement afin de

s'orienter dans l'espace des solutions en gardant à l'esprit une certaine marge d'erreur. Mais pour un problème d'optimisation, les conséquences pourraient être plus gênantes comme la convergence vers une mauvaise zone de l'espace. Pour remédier à cela, nous étudierons donc les méthodes d'interpolations.

### III.3.2 Méthode d'interpolation avec un métamodèle de Kriging [34]

A la différence d'une régression, l'interpolation permet de créer un prédicteur sur la base d'un métamodèle où tous les points évalués ayant servi à la construction du métamodèle coïncident avec la fonction de référence. Au contraire d'une expérience, on considère que la fonction de référence n'a aucune erreur et qu'il est donc nécessaire de n'autoriser aucune erreur pour la représenter.

L'idée principale d'un métamodèle de type Kriging est un modèle d'interpolation dont l'estimation de l'erreur dépend des paramètres  $x$ . L'erreur est ainsi estimée en tout point de l'espace afin d'approcher au mieux la fonction référence comme illustré sur la Figure III-5.

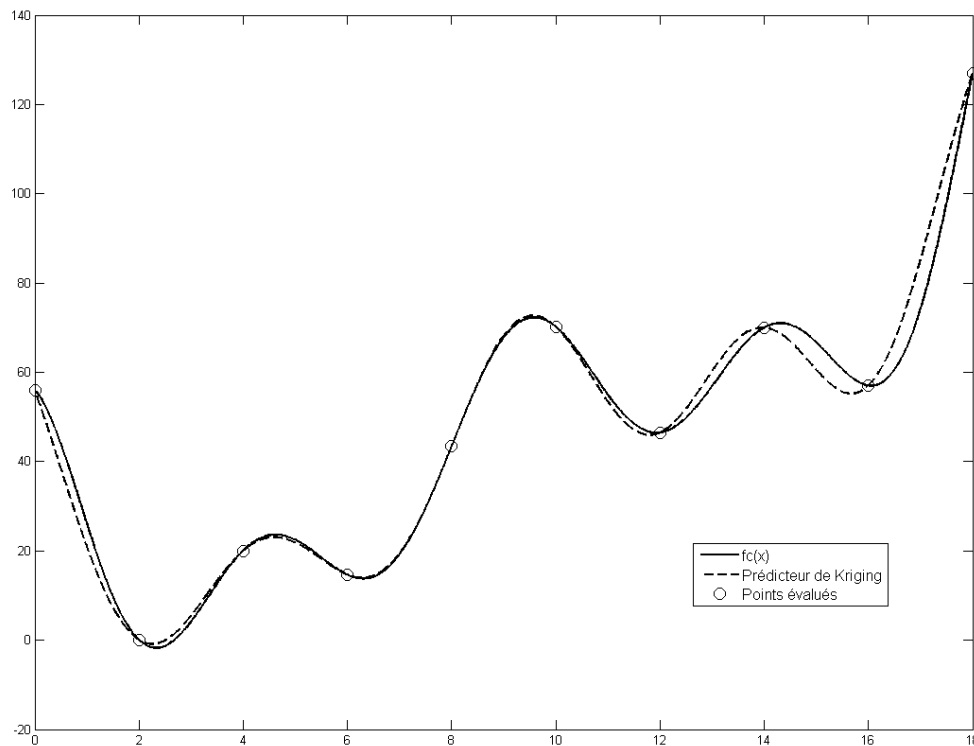


Figure III-5 Prédicteur de Kriging

Nous avons repris la même fonction de référence qu'au chapitre précédent ainsi que les mêmes échantillon  $s_i$  afin de construire le métamodèle de Kriging.

Pour construire ce méta-modèle, l'erreur  $\varepsilon(s)$  est supposée indépendante et identiquement distribuée (distribution normale). Le Kriging repose sur le principe que si l'erreur à  $s_i$  est grande, l'erreur au voisinage de  $s_i$ ,  $s_i + \delta$  sera grande aussi. Pour cela, on se place dans le cas d'une régression classique, mais au lieu de négliger  $\varepsilon(x)$ , on cherchera à le modéliser comme un processus Gaussien  $Z(x)$ .

$$f^c(x) = f_{reg}^c(x) + Z(x) \quad (25)$$

Ainsi la fonction de référence s'écrit sous la forme ci-dessus, avec  $f_{reg}^c(x)$ , un polynôme et  $Z(x)$  une fonction permettant d'estimer l'erreur de la régression.  $f^c(x)$  peut s'écrire plus précisément de la manière suivante :

$$f^c(x) = \sum_{j=1}^k \beta_j P_j(x) + Z(x) \quad (26)$$

où  $P_j(x)$  sont les fonctions de base (les termes du polynôme),  $\beta_j$  les coefficients correspondants.

$Z(x)$  est un processus Gaussien et représente l'incertitude par rapport à  $f^c(x)$  et est considérée sans biais:  $E(Z(x))=0$  (où  $E$  est l'espérance mathématique) et :

$$\text{Cov}(Z(x), Z(s_i)) = \sigma_z^2 R(x, s_i) \quad (27)$$

$\sigma_z^2$  est le facteur de pondération connu de telle façon que le processus de variance corresponde aux données et à  $R(x, s_i)$ .

$R(x, s_i)$  est la fonction de corrélation spatiale (SCF : spatial correlation function), le terme spatial étant ici à prendre au sens de l'espace des paramètres.

Il est possible de choisir différentes fonctions de corrélation spatiales, la plus connue est de forme Gaussienne. Elle est largement utilisée dans le cadre du DACE (Design and Analysis of

Computer Experiments) [35]. La corrélation gaussienne entre  $x$  et  $s_i$  est présentée dans l'équation (28).

$$R(x, s_i) = \prod_{d=1}^D e^{-\theta(d)|x(d)-s_i(d)|^{p(d)}} \quad (28)$$

$d = 1$  à  $D$ ,  $D$  étant la dimension du vecteur des paramètres  $x$ .

$0 < \theta$  et  $0 < p \leq 2$

Cette fonction tend vers 0 quand  $|x-s_i|$  croît. De cette manière la corrélation entre les points évalués et les points prédits décroît avec la distance entre les deux points.

$\theta$  est un vecteur de dimension  $D$  et détermine si la corrélation autour des points évalués est étendue ou non. Si pour une dimension  $\theta(d)$  est petit, la corrélation spatiale sera étendue et chaque échantillon  $s_i$  aura une influence sur son voisinage étendu. Au contraire si  $\theta(d)$  est grand, chaque échantillon n'influence que son voisinage très proche.

Le paramètre  $p$  permet de déterminer le lissage du modèle.

Il est possible de choisir une SCF différente pour chaque dimension de  $x$ . Dans cette étude, on détermine  $\theta(d)$  pour chaque dimension et  $p$  est pris égal à 2.

Pour une fonction SCF donnée,  $\theta$  est le vecteur paramètre caractérisant la corrélation entre les différents point. Le prédicteur utilisant un métamodèle de type Kriging fournit aussi une estimation de la variance pour déterminer la confiance à avoir en  $\hat{f}(\cdot)$  pour représenter  $f^c(\cdot)$ .

Ainsi pour un jeu de paramètres, on construit le prédicteur de la façon suivante :

$P(x) = [P_1(x), P_2(x), \dots, P_k(x)]^t$ , bases du polynôme en  $x$

Si on choisit de réaliser une régression avec un polynôme de degré 2 :

$P(x) = [1 \ x \ x^2]^t$

$\beta = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k]^t$  les coefficients du polynôme de régression

$\gamma = [\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n]^t$  les coefficients de corrélation

Le degré du polynôme de régression permet de jouer sur la qualité de la régression et sortir les grandes tendances de la fonction  $f^c(\cdot)$ .

$r(x)=[R(s_1,x) \dots R(s_n,x)]^t$  est le vecteur de l'estimation de la corrélation spatiale entre  $x$  et chaque point connu  $s$ . La corrélation spatiale dépend de  $\theta$ . Ainsi on ne peut déterminer un métamodèle que pour un vecteur  $\theta$  donné.

$$\hat{f}(x) = P(x)^t \beta + r(x)^t \gamma \quad (29)$$

Le prédicteur  $\hat{f}(\cdot)$  est donc composé d'un polynôme ainsi que de l'estimation de l'influence de chaque point déjà évalué à travers  $r(x)$ . Pour déterminer le modèle de Kriging, il faut donc déterminer les vecteurs  $\beta$ , les coefficients du polynôme, et  $\gamma_i$ , le poids affecté par le Kriging au point  $s_i$ , en fonction de  $\theta$  et  $p$  qui déterminent la fonction de corrélation spatiale.

Avant la construction du métamodèle, il faut donc avoir choisi le degré du polynôme de régression ainsi que la fonction de corrélation spatiale.

### III.3.3 Estimation d'un métamodèle Kriging à partir de données

Les données disponibles après  $n$  évaluations sont composées de la matrice  $S=[s_1, \dots, s_n]$  étant la valeur des paramètres pour chaque évaluation et le vecteur  $F^c = [F_1^c, \dots, F_n^c]$  tel que  $F_i^c = f^c(s_i)$ . Pour un nombre de paramètres  $D$ , chaque vecteur  $s_i$ , avec  $i$  de 1 à  $n$ , est de dimension  $D$ . Ainsi la matrice  $S$  est de dimension  $(n,D)$ .  $F^c$  est par contre toujours de dimension  $(n,1)$ . Dans le cas où la fonction que l'on cherche à approcher dispose de plusieurs sorties, on construira deux métamodèles indépendants.

On considère que ces données vérifient les conditions de normalisation :

$$\mu(S)=0 \text{ et } \text{Cov}(s_{[1:n],d}, s_{[1:n],d})=1 \text{ pour tout } 1 \leq d \leq D$$

$$\mu(F^c)=0 \text{ et } \text{Cov}(F^c, F^c)=1$$

Avec  $\mu(\cdot)$  représentant la moyenne et  $\text{Cov}(\cdot)$  la covariance.

Pour déterminer les coefficients  $\beta$  et  $\gamma$ , on réalise une méthode des moindres carrés généralisée, sachant que le métamodèle vérifie l'équation suivante :

$$F^c = P \beta + Z \quad (30)$$

$$P=[P(s_1) \dots P(s_n)]^t$$

$$F^c=[F_1^c, \dots, F_n^c]^t \quad \text{et} \quad F_i^c = f^c(s_i), i \text{ appartenant } [1, n]$$

$$Z=[Z(s_1) \dots Z(s_n)]^t$$

$$Z = r(S)^t \gamma \quad (31)$$

On cherche alors à déterminer le meilleur prédicteur linéaire non biaisé. Le calcul complet étant disponible dans la littérature [36].

$$\hat{f}(x) = P(x)^t \beta + r(x)^t \gamma \quad (32)$$

$$\beta = (P^t R^{-1} P)^{-1} P^t R^{-1} F^c \quad (33)$$

avec  $R = [R_{ij}]$  et  $R_{ij} = R(s_i, s_j)$ ,  $i$  et  $j$  appartenant à  $[1, n]$

$$\gamma = R^{-1} (F^c - P \beta) \quad (34)$$

On peut alors aussi estimer la variance du Kriging :

$$\hat{\sigma}_f^2(x) = \hat{\sigma}_z^2 (1 - r(x)^t R^{-1} r(x)) \quad (35)$$

Où  $\hat{\sigma}_z$  est la variance de  $Z$ .

$$\hat{\sigma}_z^2 = \frac{1}{n} (F^c - P \beta)^t R^{-1} (F^c - P \beta) \quad (36)$$

Ainsi une fois le Kriging construit, pour tout point  $x$  de l'espace des paramètres, il est possible de prédire la valeur de  $f^c(\cdot)$ , par le prédicteur  $\hat{f}^c(\cdot)$  et d'en estimer la variance  $\hat{\sigma}_f^2(\cdot)$ . Cette variance nous permet d'estimer la qualité du modèle et ainsi de prendre cette information en compte pour orienter l'optimisation.

Pour optimiser la qualité du métamodèle, la méthode DACE [37] applique le maximum de vraisemblance (MLE : Maximum Likelihood Estimation). Cela revient à minimiser la fonction logarithme de la vraisemblance en fonction de  $\theta$ , la matrice  $R$  et donc  $\hat{\sigma}_z^2$  dépendent de  $\theta$ .

$$\ln(L(\theta, s_1 \dots s_n)) = \frac{1}{2} [n \ln(\hat{\sigma}_z^2) + \ln(\det(R))] \quad (37)$$

Pour un ensemble d'échantillon donné et une fonction de corrélation spatiale donnée, on cherchera à maximiser le log de la fonction de vraisemblance en faisant varier les paramètres  $\theta$  afin d'obtenir le meilleur estimateur non biaisé.

Cette optimisation nécessite d'inverser plusieurs matrices à chaque itération, la taille de ces matrices dépend du nombre de paramètres et du nombre d'évaluations réalisées. De plus, le nombre de paramètres détermine la dimension de  $\theta$  et donc les dimensions de ce problème d'optimisation.

Nous avons utilisé une toolbox pour Matlab [37], permettant de réaliser un Kriging universel de  $n$  dimensions avec différentes fonctions de corrélation et fonction de régression.

### III.3.4 Représentation du Kriging

Le métamodèle de Kriging non seulement permet de prédire les valeurs de la fonction, mais aussi d'estimer la variance pour tous les points de l'espace. Plus la variance est grande plus il est intéressant d'explorer cette partie de l'espace pour augmenter la qualité du Kriging.

En représentant l'estimation de la variance, on arrive à estimer la qualité du prédicteur par rapport à la fonction originale. A partir de l'estimation de variance, il est possible de définir la probabilité de la forme de la fonction référence. Figure III-6, si l'estimation de variance est faible dans une partie de l'espace, il y a de fortes probabilités que le prédicteur soit de bonne qualité. Sur les Figure III-6, Figure III-7 et Figure III-8, on montre l'évolution de l'interpolation et la variance associée au fur et à mesure de l'ajout de points d'interpolation.

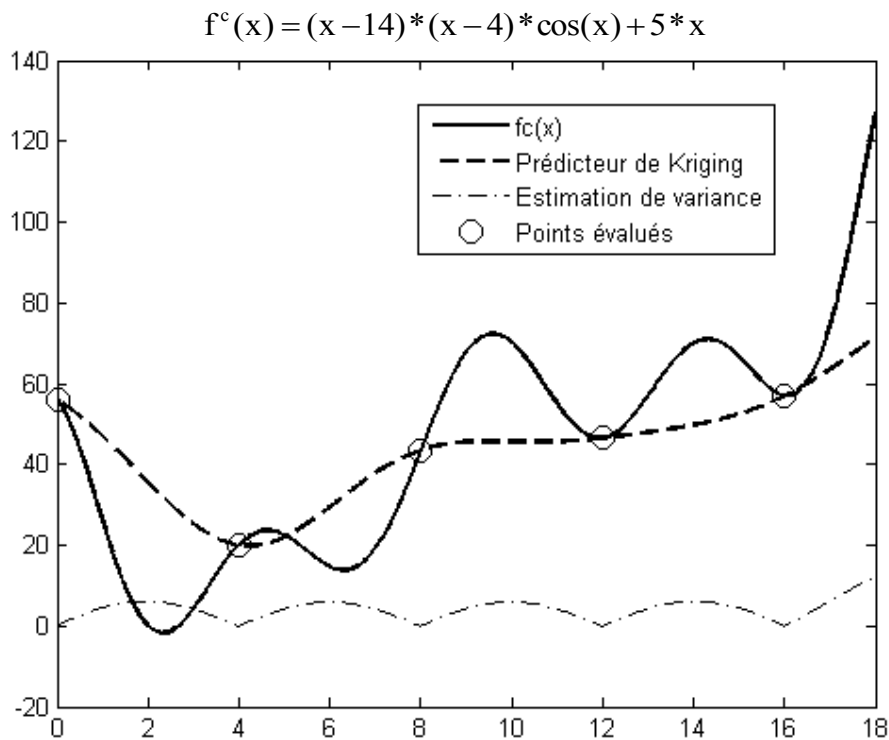
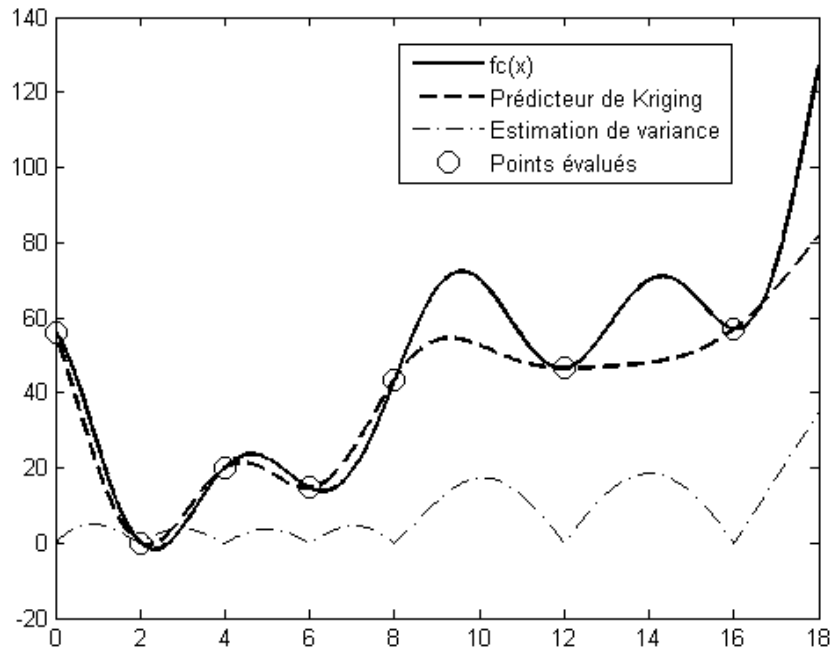
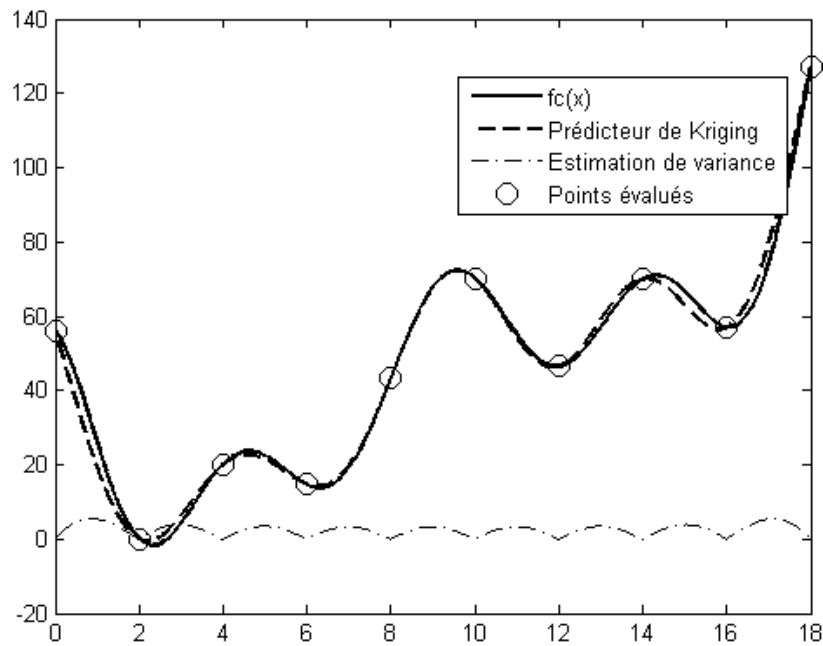


Figure III-6 Comparaison d'un Kriging sur la fonction  $f_c(x)$  avec 5 évaluations



**Figure III-7 Comparaison d'un Kriging sur la fonction  $fc(x)$  avec 7 évaluations**

Sur la Figure III-7, on remarque qu'il est possible d'échantillonner une partie de l'espace plus finement qu'une autre. L'estimation de variance permet d'ailleurs d'estimer la qualité de cette exploration pour tout point de l'espace et ainsi orienter l'exploration comme représenté sur la Figure III-8.



**Figure III-8 Comparaison d'un Kriging sur la fonction  $fc(x)$  avec 9 évaluations**



### III.3.5 Limites du Kriging

Le Kriging offre de nombreux avantages du fait que le prédicteur et la fonction de référence coïncident sur les points ayant servi à construire le métamodèle. De plus, l'estimation de la variance du prédicteur permet d'évaluer la qualité du métamodèle sans avoir à évaluer la fonction de référence. A noter qu'il est possible d'avoir une estimation de variance faible alors que le prédicteur ne représente pas correctement la fonction de référence. Cela vient du fait que les points échantillonnés sont corrélés pour représenter une fonction qui n'est pas la fonction de référence. Ce problème, évoqué par Sasena [36], apparaît lorsqu'un faible nombre d'évaluations de la fonction de référence ont été réalisées. Pour y remédier il suffit le plus souvent de réaliser une évaluation supplémentaire pour enrichir les données d'entrées du métamodèle. Après cet ajout, l'estimation de la variance est cette fois d'un ordre beaucoup plus grand ce qui laisse à penser que l'estimation de variance n'est pas à prendre en compte de façon absolue, mais permet de comparer la qualité des zones de l'espace entre elles.

De plus, l'estimation de variance dépend du choix de la fonction de corrélation spatiale. En ce sens, elle inclut les informations dont on dispose à priori dans le modèle.

Une autre faiblesse est l'impossibilité de détecter une corrélation entre les différents points évalués. Ce problème se traduit par un échec de la maximisation de la vraisemblance,  $\theta$  tendant vers l'infini et la qualité du métamodèle sera faible. Ce problème est rencontré particulièrement dans le cas où les points évalués sont espacés régulièrement. La solution proposée par Sasena [36] est d'effectuer une évaluation supplémentaire proche d'un point connu afin d'assurer un minimum de corrélation entre les points. Ce problème est détectable quand  $\theta$  tend vers l'infini, ou prend sa valeur maximale autorisée.

## III.4 Optimisation sur métamodèle

Après avoir étudié les problématiques liées à l'optimisation et celles sur les métamodèles, nous intéresserons à la construction séquentielle d'un métamodèle de Kriging au cours d'une optimisation. Cette approche a pour but de réduire le nombre d'appel à la fonction de référence, lorsque la fonction nécessite un temps de calcul important.

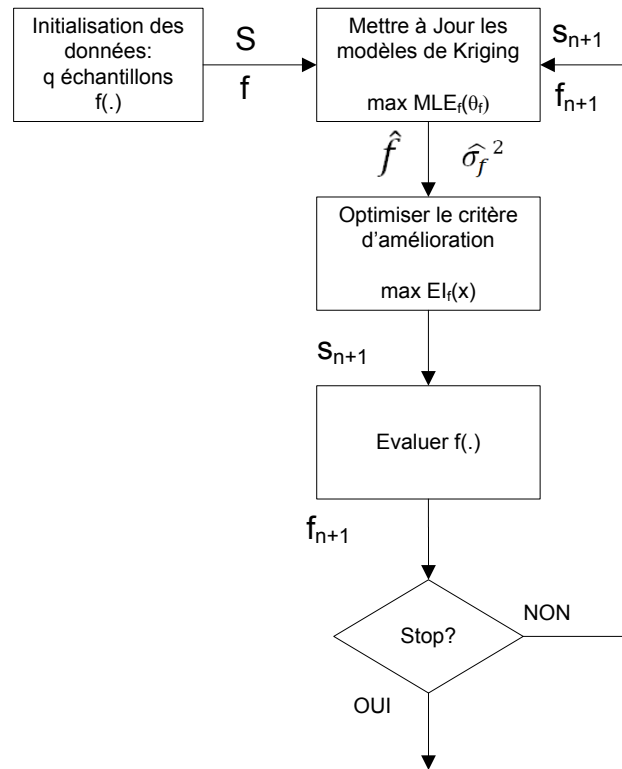


Figure III-9 Fonctionnement EGO [25]

Pour valoriser le métamodèle lors d'une optimisation, il est nécessaire que ce métamodèle soit de bonne qualité aux alentours de l'optimum tout en réduisant au maximum l'appel à la fonction de référence. Ainsi, il est nécessaire de construire le métamodèle au fur et à mesure de l'optimisation. Une approche possible consiste à valoriser les itérations précédentes de l'optimisation en construisant un métamodèle après chaque évaluation à optimiser le prédicteur ainsi obtenu afin de réaliser une nouvelle évaluation de  $f^c(.)$ .

L'algorithme EGO (Efficient Global Optimization) [25] emploie ces méthodes pour réaliser des optimisations globales performantes. C'est ce type d'optimisation basé sur un métamodèle de type Kriging qui sera mis en œuvre dans ce travail. L'optimisation sur métamodèle permet d'utiliser des algorithmes d'optimisation globale avec des fonctions coûteuses à évaluer. Le principe de base présenté dans « Efficient Global Optimization » est représenté sur la Figure III-9.

Dans une optique de réduire l'exécution de l'ensemble de l'optimisation, il est nécessaire que la construction du métamodèle et que la sous-optimisation du critère d'amélioration aient un temps de calcul faible par rapport au temps nécessaire pour évaluer un nouveau point. Différents critères seront présentés dans la partie suivante puis mis en œuvre. Ce critère

d'amélioration permet de déterminer quel sera le prochain point à évaluer. Il peut prendre de nombreuses formes suivant le but recherché : faisabilité, convergence, exploration... Cette méthode a pour objectif de réduire le nombre d'appel à la fonction coûteuse en estimant les zones intéressantes de l'espace à partir du métamodèle et ainsi converger plus rapidement qu'une méthode classique. Elle a notamment été mise en œuvre pour une optimisation sur un bâtiment utilisant un modèle de CFD tout en proposant une approche en cascade de l'optimisation[38].

Toutefois, il est nécessaire d'initialiser le métamodèle. Cela veut dire que quelques appels à la fonction coûteuse sont nécessaires pour commencer la construction du métamodèle. Le plus simple est d'initialiser l'optimisation à l'aide d'un plan d'expérience comme un plan d'expérience de Taguchi[33] comme proposé par Jaffal[32].

À partir de l'initialisation, il est possible de construire le métamodèle. Avec le métamodèle on construit le critère permettant de sélection de la prochaine localisation de l'espace à évaluer. L'avantage du Kriging est que pour chaque point de l'espace on peut estimer la valeur de la fonction objectif  $\hat{f}(\cdot)$ , mais aussi  $\hat{\sigma}_f(\cdot)$ , l'estimation de la variance, en chaque point de l'espace qui évalue le degré de confiance que l'on peut accorder au prédicteur. À partir de ces deux valeurs, il est possible de construire différents critères d'optimisation.

### III.4.1 Critères d'optimisation

Les critères d'optimisation permettent d'orienter la construction du métamodèle. Différents critères existent et ont été comparés dans la littérature [36]. Ces critères permettent, à partir du prédicteur de déterminer le point de l'espace pour la prochaine évaluation en mettant en balance la connaissance de l'espace et la convergence vers l'optimum.

On cherche à minimiser  $f^c(\cdot)$  en fonction de  $x$ . Pour cela on considère que  $f^c(\cdot)$  a été évalué  $n$  fois et que le prédicteur  $\hat{f}(x)$  et l'estimation de variance  $\hat{\sigma}_f(x)$  ont été construits. On connaît aussi  $F_{\min}^c$  qui est la valeur connue minimale de  $F^c$ , le vecteur comportant les  $n$  valeurs après l'évaluation de  $f^c(\cdot)$  réalisée lors des itérations précédentes.

L'« Amélioration espérée » (Excepted Improvement), se calcule de la manière suivante.

$$z_f(x) = \frac{(F_{\min}^c - \hat{f}(x))}{\hat{\sigma}_f(x)} \quad (38)$$

$$E_f^I(x) = \begin{cases} (F_{\min}^c - \hat{f}(x)) \cdot (z_f(x)) + \hat{\sigma}_f(x) \cdot \phi(z_f(x)) & \text{si } \hat{\sigma}(x) > 0 \\ 0 & \text{si } \hat{\sigma}(x) = 0 \end{cases} \quad (39)$$

où  $\phi(.)$  et  $(.)$  représentent respectivement la densité de probabilité et la fonction de répartition de la loi normale centré réduite  $N(0; 1)$ .

Ce critère permet de mettre sur le même plan la convergence vers l'optimum  $(F_{\min}^c - \hat{f})(z)$  et l'exploration  $\hat{\sigma}_f \phi(z)$  de l'espace. Cependant par sa construction, ce critère ne permet pas d'explorer assez l'espace dans certains cas, ou de converger vers l'optimum dans l'autre.

Pour résoudre ce problème le critère d' « amélioration espérée généralisée » permet, via l'introduction d'un indice  $h$ , de privilégier l'exploration de l'espace ou la convergence vers l'optimum.

Ce critère est construit selon l'équation suivante :

$$E_f^{Ih}(x) = \hat{\sigma}_f(x)^h \cdot \sum_{k=0}^h (-1)^k \cdot \left( \frac{h!}{k! (h-k)!} \right) \cdot z_f(x)^{h-k} \cdot T_k(x) \quad (40)$$

Avec  $T_k = -\phi(z_f(x)) \cdot z_f(x)^{k-1} + (k-1) \cdot T_{k-2}(x)$

$$T_0(x) = \phi(z_f(x))$$

$$T_1(x) = -\phi(z_f(x))$$

Par construction, quand  $h=1$ , le critère devient le critère « Amélioration espérée ». D'un point de vue algorithmique,  $h$  sera grand lors des premières itérations pour garantir une bonne exploration de l'espace puis réduit au cours de l'optimisation jusqu'à 0, pour permettre la recherche de l'optimum seul.

Le choix de  $h$  oriente l'optimisation, plus  $h$  est grand sur un grand nombre d'itération, plus on est sûr d'explorer la totalité de l'espace, mais moins il sera possible de converger rapidement. Ainsi il est nécessaire de choisir avec attention les valeurs de  $h$  en fonction des impératifs de l'optimisation. Un exemple d'évolution du critère  $h$  est présenté dans le Tableau III-1.

Nombre d'itération	Valeur de h
1-20	20
20-30	10
30-40	5
40-60	2
60-80	1
80-...	0

Tableau III-1 : Valeurs de h lors de l'optimisation

### III.4.2 Maximisation du critère d'amélioration

Pour déterminer le meilleur candidat à évaluer, il faut maximiser l'amélioration espérée. Pour cela on se doit d'utiliser une technique d'optimisation globale. Dans EGO, l'algorithme utilisé est de type DIRECT (Divided Rectangle) [24] qui réalise un maillage de plus en plus fin de l'espace pour converger vers l'optimum. D'autres algorithmes peuvent être envisagés. Pour palier le fait que le critère d'amélioration peut être multimodal (nombreux minimums locaux), un algorithme de type Particle Swarm Optimization (PSO) [26] ou un algorithme génétique peuvent aussi être sélectionnés. Il est cependant recommandé d'utiliser une optimisation globale du fait que le critère d'amélioration comporte facilement de nombreux maximums locaux.

### III.4.3 Optimisation sous contrainte

Pour l'optimisation sous contrainte, il est nécessaire de différencier une contrainte d'inégalité dépendant d'une fonction coûteuse  $g^c(.)$  ou d'une fonction peu coûteuse  $g^{pc}(.)$ .

L'idée développée par Sasena [36] est de réaliser un métamodèle de Kriging pour les fonctions coûteuses et d'utiliser directement les fonctions peu coûteuses qui seront prises en compte directement lors de la sous-optimisation sur le critère d'amélioration. Ainsi  $g^{pc}(.)$  est évalué à chaque itération de la sous-optimisation et reste totalement indépendante du métamodèle. En appliquant cette contrainte sur la sous-optimisation, on s'assure que les parties de l'espace des paramètres où ces contraintes ne sont pas respectées ne seront jamais explorées, c'est-à-dire qu'aucune évaluation de fonction coûteuse n'est nécessaire lorsque ces contraintes « peu coûteuses » ne sont pas respectées.

Dans le cas d'une contrainte sur un métamodèle, l'attente de violation (Expected Violation) [39], permet une autre approche pour la prise en compte d'une contrainte. On définit alors :

$$E_g^V(x) = \begin{cases} (\hat{g}(x) - 0) \cdot (z(x)) + \hat{\sigma}(x) \cdot \phi(z(x)) & \text{si } \hat{\sigma}_g(x) > 0 \\ 0 & \text{si } \hat{\sigma}_g(x) = 0 \end{cases} \quad (41)$$

où

$$z_g(x) = \frac{(\hat{g}(x) - 0)}{\hat{\sigma}_g(x)} \quad (42)$$

$\phi(\cdot)$  et  $(\cdot)$  représentent respectivement la densité de probabilité et la fonction de répartition de la loi normale centrée réduite  $N(0; 1)$ .

Ce critère est construit de telle façon qu'il est proche de zéro quand la contrainte est respectée et que la zone de l'espace est connue. Ce critère est alors utilisé comme contrainte dans le sous-problème d'optimisation :  $E_g^V(x) < 0.01$ . Le seuil de 0.01 est proposé par Audet [39], mais il est possible de le choisir suivant que l'on s'autorise à explorer au-delà de la contrainte ou que l'on préfère s'assurer que les évaluations réalisées respecteront au mieux la contrainte. Il est donc bien adapté dans le cas où le métamodèle est déjà de bonne qualité.

Cependant, il est possible que les zones de faisabilité ne soient pas « connues », du fait que le métamodèle est trop « pauvre ». Un autre critère peut alors être utilisé, tel que la probabilité de faisabilité, définie par :

$$P_g^F(x) = \begin{cases} \left( \frac{(0 - \hat{g}(x))}{\hat{\sigma}_g(x)} \right) & \text{si } \hat{\sigma}_g(x) > 0 \\ 0 & \text{si } \hat{\sigma}_g(x) = 0 \end{cases} \quad (43)$$

A la différence de l'attente de violation, ce critère est grand dans les zones de l'espace où le prédicteur satisfait la contrainte et où l'estimation de la variance est grande. Tout comme on utilise l'amélioration espérée, la probabilité de faisabilité utilisée comme critère d'amélioration permet d'explorer l'espace tout en convergeant vers l'espace des solutions satisfaisant la contrainte. Il est possible de l'utiliser aussi sous forme d'une contrainte dans l'optimisation du critère d'amélioration sous la forme :  $P_g^F(x) > 0.95$ . De cette façon, on estime que la contrainte est satisfaite avec un minimum de 5% d'incertitude.

On valorise alors ce critère pour l'exploration d'un espace de faisabilité discontinu. Dans un premier temps, il utilise comme critère d'amélioration la probabilité de faisabilité. Puis une fois qu'une évaluation satisfait les contraintes, il pondère ce critère par la distance entre la position dans l'espace d'un candidat et la distance et le point satisfaisant les contraintes le plus proche. De ce fait l'exploration des différentes parties de l'espace est réalisée même en cas d'un espace des solutions non connecté.

Dans un premier temps cette méthode offrait une approche pour les fonctions coûteuses [25], mais il est aussi possible de mettre à profit la différence de coût de calcul suivant les fonction à évaluer, et ce aussi bien pour la définition de l'objectif que des contraintes [36].

L'optimisation sous contrainte peut alors être définie comme en Figure III-10.

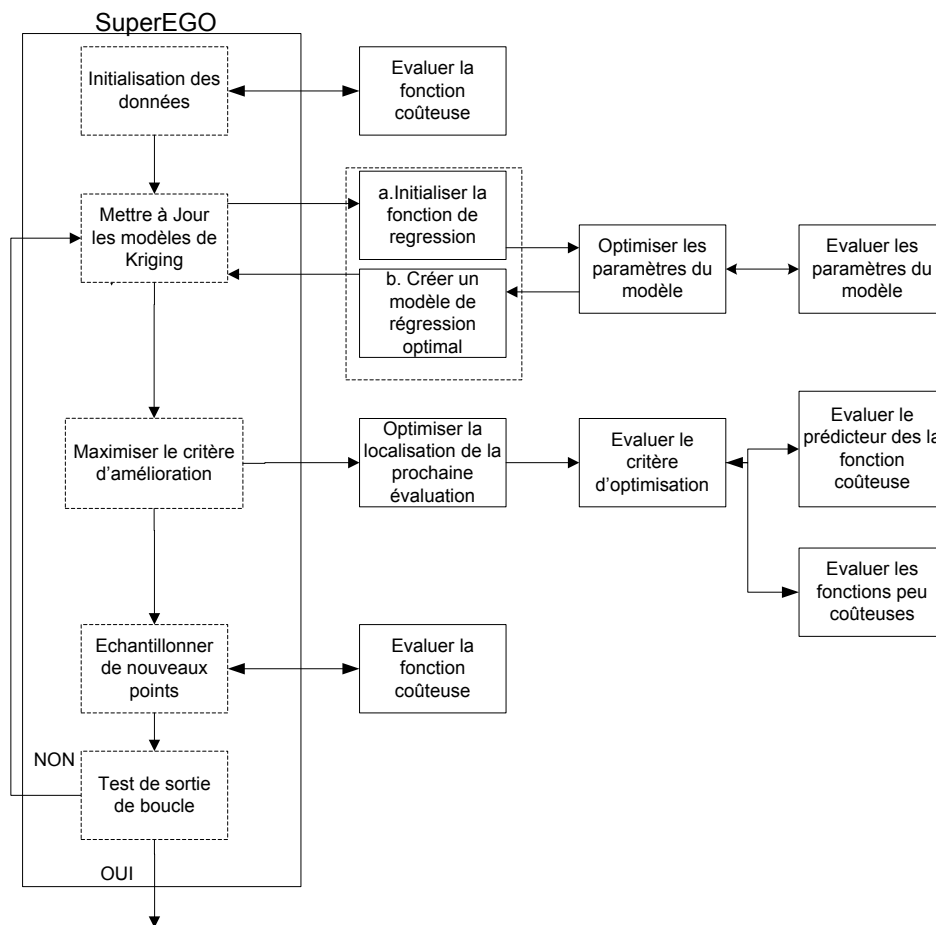


Figure III-10 Fonctionnement Super EGO [36]

Le schéma de fonctionnement est toujours le même, par contre il est nécessaire d'adapter le critère d'amélioration suivant le problème. De plus, il est possible de modifier le critère d'amélioration d'une itération à l'autre, ce qui se révèle intéressant pour favoriser l'exploration ou la convergence suivant les besoins.

### III.4.4 Fonctionnement d'EGO

Le fonctionnement principal d'EGO [36] diffère légèrement d'une optimisation classique. Avec les techniques classiques d'optimisation, on réalise une itération quand on relance une nouvelle exploration après s'être déplacé dans l'espace. Ici, une itération est réalisée après qu'un nouveau point de l'espace ait été évalué avec une fonction coûteuse et ceci que la fonction coûteuse soit un objectif ou une contrainte.

Pour illustrer, nous posons un problème générique :

$$\begin{array}{ll} \text{Minimiser } f(.) \text{ en fonction de } x & \\ \text{Avec } g(x) \leq 0 & \text{Prob (2)} \end{array}$$

avec

$x$  est le vecteur des paramètres

$f(.)$  est une fonction de  $x$  définie comme objectif

$g(.)$  est une fonction de  $x$  définie comme une contrainte.

La méthode de résolution sera alors différente suivant si  $f(.)$  ou  $g(.)$  est considéré comme une fonction coûteuse. Nous illustrons les différents cas sur la Figure III-11.

L'ensemble des éléments utilisés lors de l'optimisation est décrit ci-dessous :

$S$  est l'ensemble des vecteurs paramètres  $s_i$  échantillonnés

$F$  est l'ensemble des valeurs de  $F_i = f(s_i)$

$E^l(x)$  est l'amélioration espérée

MLE est l'estimation de vraisemblance du métamodèle (Maximum Likelihood Estimation)

$\theta$  est la magnitude de la corrélation spatiale (de même dimension que  $x$ )

$\hat{f}(\cdot)$  est le prédictor de  $f(\cdot)$  suivant le métamodèle de Kriging

$\hat{g}(\cdot)$  est le prédictor de  $g(\cdot)$  suivant le métamodèle de Kriging

$\hat{\sigma}_g^2(\cdot)$  est l'estimation de la variance du métamodèle



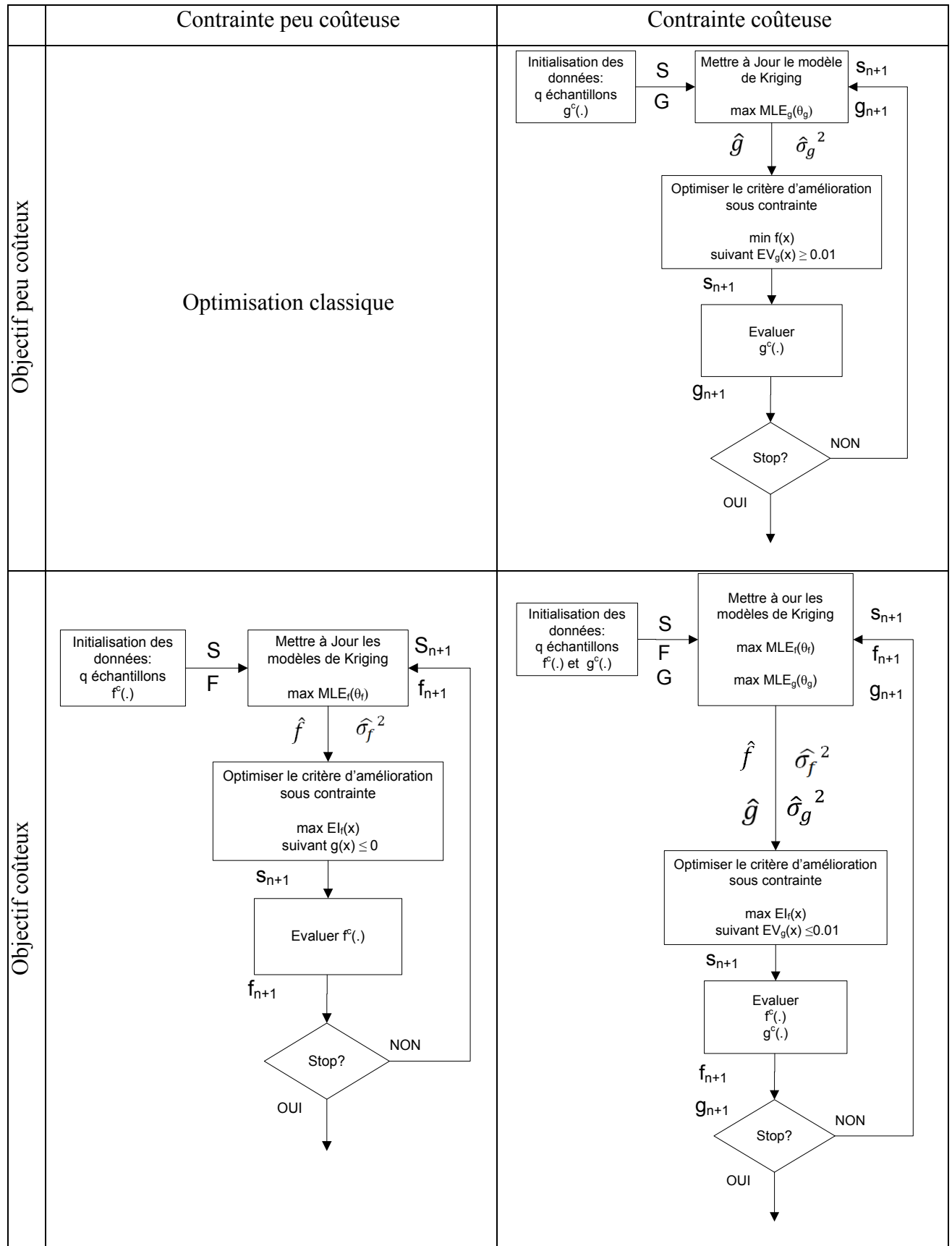


Figure III-11 Modes de fonctionnement d'EGO

### III.5 Conclusion

La prise en compte de critères de performance énergétique lors de la conception oblige normalement à réaliser un grand nombre de simulations du comportement énergétique du bâtiment. Ces simulations énergétiques étant la plupart du temps des analyses paramétriques, différentes méthodes d'optimisation ont été développées.

La première est la mise en place d'une optimisation valorisant directement la simulation énergétique du bâtiment. Le problème de cette approche est le coût en temps de calcul d'une telle opération. En effet, le temps de calcul d'une simulation est de l'ordre de la minute (bien qu'il varie grandement suivant le type de simulation) et les méthodes d'optimisation actuelles demandent plusieurs centaines d'appels à la simulation pour converger vers l'optimum.

Certains travaux ont essayé de remplacer la simulation énergétique par un prédicteur valorisant une fonction de régression. Une première approche réalise un très grand nombre de simulations sur une certaine typologie de bâtiment afin de prévoir le besoin de chauffage valable pour bâtiment, les simulations étant réalisées en amont. Dans la phase de conception, il est alors possible de prédire le besoin de chauffage d'un bâtiment à partir du prédicteur sans jamais lancer de simulation. Le problème est que de nombreuses hypothèses ont été prises pour la réalisation des bâtiments ayant servi à la construction du prédicteur et que la qualité de cette prédiction diminue si l'on sort de ce cadre.

Une autre approche est de créer un prédicteur propre à chaque bâtiment afin de réaliser des variations paramétriques. Dans ce cas, le bâtiment est parfaitement intégré à son environnement et seuls les paramètres choisis sont explorés. Dans cette approche il est toujours nécessaire de réaliser un certain nombre de simulations au moment de la conception afin de construire le prédicteur via une régression polynomiale. Le nombre de simulations réalisées déterminera la qualité du polynôme, mais le nombre de simulations nécessaire a été réduit à l'ordre de la centaine pour explorer 11 paramètres. Bien que le temps de calcul de ces simulations puisse être long, il reste tout de même accessible dans une phase de conception. Par contre, pour déterminer le polynôme de régression, chaque paramètre ne peut prendre que 2 ou 3 niveaux et le polynôme est construit pour avoir maximisé la qualité de la régression sur l'ensemble de l'espace des paramètres. De ce fait les interactions entre les différents phénomènes fins ne sont pas toujours assez bien représentées. Il est nécessaire que le prédicteur soit de bonne qualité dans la zone de l'espace des paramètres qui intéresse le concepteur. Pour cela, il serait nécessaire d'améliorer l'intégralité de l'espace ou de réduire

les plages de variation des paramètres, ces solutions dans les deux cas demanderont un grand nombre de simulations supplémentaires.

L'approche de l'optimisation sur métamodèle permet de réaliser conjointement la construction du prédicteur avec l'optimisation. Elle a été développée pour l'optimisation sur des fonctions demandant un grand temps de calcul. Cette méthode fut améliorée pour permettre de valoriser la différence de temps de calcul entre une fonction coûteuse et peu coûteuse en temps de calcul. La méthodologie s'applique ici parfaitement en considérant la simulation énergétique comme une fonction coûteuse en temps de calcul.

Il en résulte que le nombre d'appels à la fonction coûteuse est largement réduit au prix d'une analyse statistique de la connaissance de l'espace via le Kriging et d'une sous-optimisation pour déterminer le prochain point de l'espace à évaluer avec une simulation. Cette technique permet de construire un prédicteur ayant les mêmes paramètres que l'optimisation sur un bâtiment donné parfaitement intégré dans son environnement. Il sera toujours nécessaire de réaliser des simulations durant la conception, mais les résultats seront bien plus valorisables du fait que le prédicteur offrira une bien meilleure précision au voisinage de l'optimum qu'une régression classique à nombre de simulations égal. L'approche par Kriging est applicable aussi bien à une fonction objectif qu'à une fonction contrainte. Pour résoudre un problème d'optimisation avec cette approche, il est donc nécessaire d'estimer le temps de calcul pour les différentes fonctions mises en œuvre.

Dans la partie suivante, nous développerons une mise en œuvre de cette méthode appliquée à un cas de conception de bâtiment. Le problème sera mis en œuvre pour répondre aux problématiques d'exploration et de convergences propres à ce problème. Nous aborderons aussi une nouvelle approche pour valoriser les résultats du métamodèle de Kriging pour évaluer l'espace des solutions.

## **CHAPITRE IV      Déterminer l'espace de décision des paramètres globaux du bâtiment sous contraintes**



## IV.1 Introduction

Dans les parties précédentes nous avons tenté d'appréhender le contexte de conception d'un bâtiment puis particulièrement les façons de prendre en compte le critère énergétique notamment la consommation du bâtiment. Nous avons ensuite exploré les différentes approches pour valoriser au mieux le critère énergétique dans le cadre d'une conception avec des solutions permettant de simplifier et de faciliter la prise en compte de ce critère par des techniques d'approximation et d'optimisation.

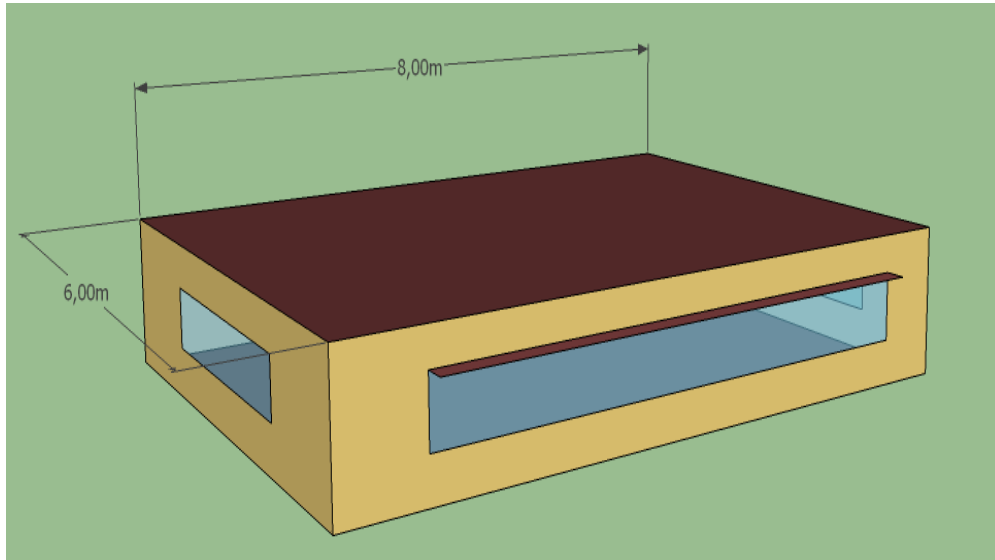
Dans cette partie, nous allons présenter une mise en œuvre d'optimisation sur métamodèle de type « Efficient Global Optimization », appliquée à un bâtiment test. Le cas présenté permet d'illustrer les problématiques rencontrées, mais la méthodologie se veut capable d'être adaptée à toutes sortes de bâtiments. Chaque sous-partie propose une réponse méthodologique aux différentes problématiques et peut être modifiée sans remettre en cause l'intégralité de l'approche. Il est donc possible de modifier les paramètres utilisés de même que les critères proposés.

Dans un premier temps, nous présenterons la façon de poser le problème de conception à partir d'une esquisse architecturale et chercherons à déterminer les caractéristiques physiques du bâtiment. Le choix de ces paramètres physiques sera décrit dans la partie suivante en intégrant au mieux la physique du bâtiment de façon compréhensible pour les acteurs de la conception du bâtiment. Différents critères de conception seront aussi abordés et mis en équations à partir des paramètres précédents. Une fois le problème mis en œuvre, une étude sera réalisée sur le comportement de l'optimisation et les différentes façons de valoriser les résultats. Enfin, différentes façons d'exploiter les résultats seront étudiées pour permettre au concepteur d'appréhender la représentation de l'espace des solutions.

## IV.2 Poser le problème

Pour ce cas test, nous avons choisi une pièce unique ayant une géométrie simple (parallélépipédique), ayant une face par orientation Sud, Est Nord, Ouest, Figure IV-1. Le bâtiment de longueur 8m ( $L_o$ ), de la largeur 6 m ( $L_a$ ) et de hauteur 2.5 m ( $H_a$ ). La fenêtre sud-est est équipée d'une casquette. Ce modèle est inspiré du benchmark Bestest [40] permettant de comparer les différents moteurs de simulation énergétique.

Bien qu'aucun bâtiment ne corresponde réellement à ce plan, ceci permettra de rendre compte plus clairement du comportement de l'optimisation que l'on cherche à construire. D'autres types d'esquisses sont donc envisageables, ainsi que des bâtiments courants.



**Figure IV-1 : Bâtiment étudié (Benchmark Bestest)**

La méthode proposée n'implique pas l'interprétation d'un fichier 3D ou d'un plan. Ce bâtiment représenté en 3D est préalablement traduit en un modèle sémantique : liste de surfaces orientées, différenciation entre murs, planchers, fenêtres... La saisie est généralement faite « à la main » par l'utilisateur, mais l'on voit apparaître différentes solutions logiciel permettant d'effectuer ce lien notamment avec la maquette numérique (BIM, IFC,...).

Une fois les données du bâtiment saisies, il est nécessaire de connaître sa localisation et son orientation pour permettre de déterminer quel fichier météorologique il est nécessaire d'implémenter dans la simulation énergétique. Les différents masques solaires doivent aussi être implémentés pour recréer au mieux l'environnement du bâtiment. Dans le cas test présenté ici, le terrain est considéré totalement dégagé, aussi aucun masque solaire n'a été saisi.

Le type d'occupation du bâtiment est pris en compte (bureau, logement...). Par occupation nous entendons un ensemble de scénarii qui définissent les charges internes, les consignes de températures en chaud et en froid, les consignes d'éclairage à puissance d'éclairage donnée, ainsi que les débits de ventilations. L'ensemble de ces scénarii sera soit saisi un par un par l'utilisateur, soit choisi standard comme dans la réglementation. Dans notre exemple la ventilation a été choisie arbitrairement comme une ventilation simple flux permettant un

renouvellement d'air de 0.4 vol/h. Le système de ventilation est considéré fixe dans ce cas, mais comme ce facteur a un impact réel sur la consommation du bâtiment, il est envisageable de l'intégrer comme un paramètre de la simulation.

En résumé, il est nécessaire de faire toutes les saisies d'une simulation énergétique classique d'un bâtiment à défaut des éléments qui constituent le bâti : matériaux, épaisseurs, couches, modèles de fenêtres...

### IV.2.1 Paramètres du problème

Pour cette étude, nous avons décidé de rechercher les paramètres du bâti, c'est-à-dire des constituants de l'enveloppe du bâtiment. C'est en effet le bâti qui détermine comment un bâtiment va s'adapter à son environnement. Pour assurer une faible consommation, il est nécessaire de s'isoler de l'extérieur, tout en assurant une captation des apports solaire en hiver, mais pas en été et d'assurer un stockage des apports à travers l'inertie thermique du bâtiment. Les principaux paramètres à déterminer seront donc l'isolation, l'inertie et la gestion des apports solaires pour un bâtiment donné.

Pour déterminer ces paramètres de façon globale, nous avons choisi de reprendre la modélisation d'une zone thermique telle qu'elle existe dans la réglementation française comme illustrée sur la Figure IV-2.

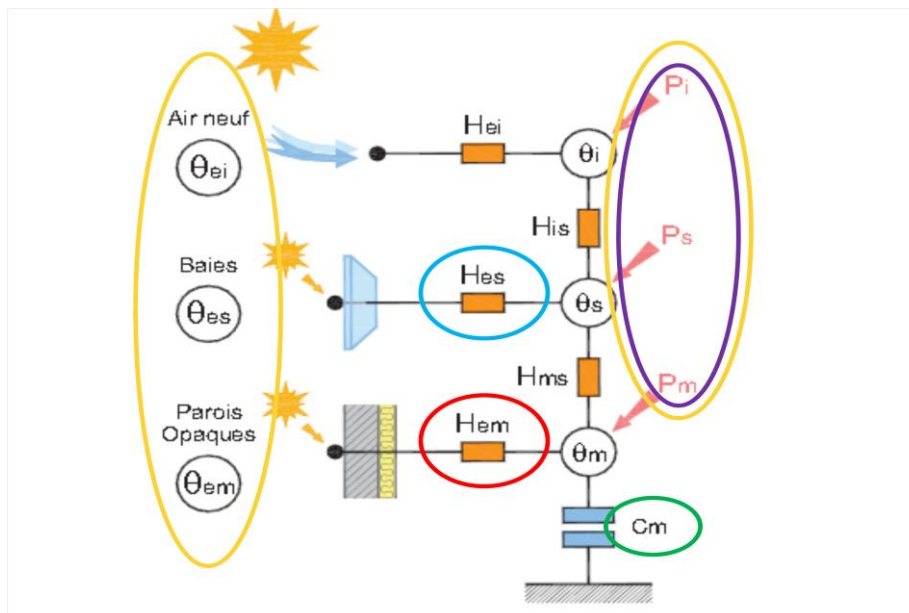


Figure IV-2 Modèle R-C TH-CE [4]



Le modèle R-C ci-dessus a déjà été présenté dans la partie 2, cependant il est intéressant de déterminer les éléments liés au bâtiment et ceux dépendant de l'environnement du bâtiment. L'ensemble des températures extérieures ainsi que les puissances, sont des variables liées aux scénarii et aux données météo. Les puissances  $P$  sont liées aux apports, notamment les apports solaires, et il est donc nécessaire de déterminer différents paramètres pour caractériser ces différents flux : la taille des fenêtres par orientation, leur facteur solaire et la taille de la casquette (notre bâtiment comporte une casquette au Sud). La conductance  $H_{es}$  dépend aussi de la taille des différentes fenêtres et de leur conductance thermique. La conductance  $H_{em}$  dépend de l'ensemble des conductances des parois opaques et des ponts thermiques et  $C_m$  de la capacité thermique surfacique de ces parois. Les autres résistances ne dépendent pas du type de bâti rencontré (ventilation, résistance superficielle...)

Ainsi, les centaines de paramètres nécessaires à décrire un bâtiment ne sont implémentés que sous l'ensemble de quelques résistances et un condensateur. Il serait donc possible de prendre directement les valeurs de chaque résistance comme paramètre du problème. Cependant, deux problèmes se posent : il est nécessaire que ces paramètres globaux restent lisibles par le concepteur et il est nécessaire de permettre que les paramètres globaux du bâtiment puissent être utilisés comme entrées pour d'autres critères du bâtiment. Par exemple pour déterminer le coût d'un bâtiment il est nécessaire de connaître les surfaces de fenêtre, de parois, tout en connaissant le prix unitaire par  $m^2$  de chacun de ces éléments.

Ainsi  $H_{em}$  la conductance thermique opaque peut être calculée à partir d'un coefficient d'isolation équivalent  $R$  en  $K/(W.m^2)$  qui est en fait la résistance équivalente des parois opaques divisée par la somme des surfaces opaques. La capacité  $C_m$ , en  $kJ/(K.m^2)$  de plancher, est gardée telle quelle, car elle est proposée directement comme donnée d'entrée pour les calculs réglementaires.

Enfin les fenêtres sont caractérisées par leur conductance moyenne  $U_w$ , et on considérera dans un premier temps que leur facteur solaire est fixe. Pour chaque orientation, on considérera un ratio de fenêtre moyen. Si on considère donc 4 orientations possibles pour les fenêtres, il est aussi envisageable qu'un bâtiment ait plus ou moins de faces avec des fenêtres, et ainsi le nombre de paramètres à prendre en compte pourra être adapté à chaque bâtiment traité. Dans le cas où le bâtiment dispose d'un grand nombre d'orientations différentes, il est possible d'envisager de regrouper certaines faces ensemble pour réduire le nombre de paramètres. Les variables du problème sont récapitulées dans le Tableau IV-1.

Ces intervalles ont été choisis arbitrairement pour borner le problème à des cas techniquement réalisables. L'ensemble des paramètres ci-dessus seront stockés dans un vecteur  $\mathbf{x}$ . Ainsi chaque vecteur  $\mathbf{x}$  correspond à un choix de conception possible pour le bâtiment.

	<b>Variables <math>\mathbf{x}</math></b>	<b>Unité</b>	<b>min</b>	<b>max</b>	<b>Maille</b>
Ratio de fenêtre Sud	rs	-	0	1	0.01
Ration de fenêtre Est	re	-	0	1	0.01
Ratio de fenêtre Nord	rn	-	0	1	0.01
Ratio de fenêtre Ouest	rw	-	0	1	0.01
Résistance surfacique opaque équivalente	R	K.m <sup>2</sup> /W	2	6	0.01
Conductance surfacique équivalente	Uw	W/K.m <sup>2</sup>	1.00	1.80	0.1
Longueur de la casquette Sud	Ls	m	0	0.50	0.1
Inertie du bâtiment	Cm	kJ/(K.m <sup>2</sup> ) de plancher	50	370	10

**Tableau IV-1 : Paramètres globaux**

Une plage de variation et une valeur d'incrément sont choisies pour chaque paramètre. D'autres paramètres tels que la ventilation ou la possibilité d'installer des occultations ne sont pas encore pris en compte. En théorie, l'ajout de paramètres est tout à fait envisageable, mais augmente le nombre de dimensions de l'espace ce qui augmente rapidement le temps de convergence.

#### **IV.2.2 Critères qualifiant le bâtiment**

Par critère de choix, on entend un déterminant du choix entre diverses solutions d'un problème. Il s'agit donc d'une note permettant de comparer un bâtiment A avec un bâtiment B. Comme vu dans la première partie, il existe des critères économiques, de confort, d'énergétique et même d'esthétique du bâtiment. Nous nous limiterons à un ensemble de critères qui peuvent être mis en équation à partir des paramètres précédents et appliqués au cas test. Ces critères peuvent alors être associés à des seuils minimaux ou maximaux afin de construire des contraintes, ou minimiser ou maximiser afin de réaliser un objectif dans le cadre d'un problème d'optimisation sous contraintes.

#### IV.2.2.1 Le taux de fenêtre

Ce critère permet de déterminer le taux de fenêtre global d'un bâtiment. C'est un indicateur pour l'architecte pour estimer la qualité de l'ambiance intérieure, mais la réglementation exige aussi un taux de surface vitrée supérieur à 1/6 [4]. Le taux de fenêtre  $t^f(x)$  se calcule en divisant la surface totale des baies  $S^f(x)$  par la surface habitable.

$$t^f(x) = \frac{S^f(x)}{(Lo. La)} \quad (44)$$

Avec  $S^f(x) = rs. (Lo. Ha) + re. (La. Ha) + rn. (Lo. Ha) + rw(La. Ha)$  en  $m^2$

Avec  $rs=x(1)$ ,  $re=x(2)$ ,  $rn=x(3)$  et  $rw=x(4)$ .

La fonction  $t^f(x)$ , sans unité, permet donc de connaître le taux de fenêtre pour chaque  $x$  de l'espace des paramètres. On notera que ce critère ne dépend que de quatre paramètres sur les huit.

#### IV.2.2.2 L'investissement

La prise en compte de l'investissement est nécessaire pour éviter que la ou les solutions proposées dans le cadre de l'optimisation ne soient simplement non réalisables. La fonction investissement est une évaluation du prix de la construction bâtiment. Pour une étude amont sur la conception, il est envisageable d'utiliser des règles de chiffrage rapide afin de comparer les solutions entre elles. L'investissement dépend du choix des différents produits appliqués dans le bâtiment, or cette information n'est pas disponible directement dans le vecteur des paramètres  $x$ .

Pour ce cas test, la fonction d'investissement fictive a été réalisée pour estimer le coût du bâtiment en fonction du vecteur paramètre  $x$ . Dans la partie suivante, l'estimation de l'investissement sera abordée de nouveau dans un contexte applicatif. Ainsi la fonction donnée dans l'équation (44) n'a pas pour but de représenter la réalité, mais bien d'illustrer la prise en compte d'un critère économique.

La fonction investissement  $Inv\epsilon(x)$ , en €/m<sup>2</sup> de plancher utilisée s'écrit comme suit :

$$\begin{aligned}
 Inv\epsilon(x) &= \frac{10. (100 \frac{S^f(x)}{U_w} + 10. R * S^o(x) + 0.5. Cm. Lo. La}{Lo. La} & \text{si } L_s = 0 \\
 Inv\epsilon(x) &= \frac{10. (100 \frac{S^f(x)}{U_w} + 10. R * S^o(x) + 0.5. Cm. Lo. La + L_s. 5 + 10}{Lo. La} & \text{si } L_s > 0
 \end{aligned} \tag{45}$$

Avec  $S^f(x) = rs. (Lo. Ha) + re. (La. Ha) + rn. (Lo. Ha) + rw(La. Ha)$

$$S^o(x) = 2. (Lo. La + La. Ha + Lo. Ha) - S^f(x)$$

et

$$x = [rs \quad re \quad rn \quad rw \quad R \quad U_w \quad L_s \quad Cm]^t$$

Les valeurs minimale et maximale atteintes par cette fonction sont de 891 à 3260 €/m<sup>2</sup>.

Bien que fictive, cette fonction représente les réalités de la construction telles que l'utilisation de plus de matière augmente l'investissement comme le fait d'utiliser des composants plus performants. Une discontinuité a été intégrée pour l'application d'une casquette de protection solaire. La fonction  $Inv\epsilon(x)$  en €/m<sup>2</sup> une fois correctement définie sera sans aucun doute discontinue du fait des coûts de matériel ou de mise en œuvre.

#### IV.2.2.3 Besoin énergétique

Pour déterminer le besoin énergétique, il est nécessaire de connaître le besoin de chauffage, de refroidissement et d'éclairage du bâtiment. Ainsi, il est nécessaire de réaliser une fonction faisant appel à la simulation ne dépendant que de  $x$ . Les paramètres globaux ayant été choisis dans cette idée, il est possible de déterminer une fonction permettant les calculs de ces besoins énergétiques:

$$\begin{bmatrix} B^C(x) \\ B^F(x) \\ B^E(x) \end{bmatrix} = \text{SimulationEnergétique}(x) \tag{46}$$

Pour déterminer chacun de ces besoins, le bâtiment est simulé sur une année et à chaque pas de temps le besoin instantané pour satisfaire la consigne est estimé. Les besoins annuels sont l'intégration de ces besoins instantanés sur l'année de simulation.

Ainsi pour chaque vecteur  $x$ , il est possible de connaître le besoin de chaud  $B^C(x)$ , le besoin de froid  $B^F(x)$  et le besoin d'éclairage  $B^E(x)$ . Ces trois critères permettent de savoir si le bâtiment sera plutôt consommateur de chauffage de climatisation et/ou d'éclairage, leur unité est le kWh/(an.m<sup>2</sup>) de plancher. Pour déterminer le besoin énergétique du bâtiment, la réglementation propose l'application du Besoin Bioclimatique  $B^{Bio}(x)$  qui se calculera dans notre cas de la manière suivante :

$$B^{Bio}(x) = B^C(x) + B^F(x) + 5 \cdot B^E(x) \quad (47)$$

Le  $B^{Bio}(x)$  est un critère arbitraire imposé dans la réglementation française, il est homogène à des kWh/an/m. Son principal avantage est de permettre de définir un cadre avec un seuil de valeur maximale acceptable, le  $B^{Biomax}$ , à ne pas dépasser pour autoriser la construction du bâtiment.

#### IV.2.2.4 Coût Énergétique

Le coût énergétique est une autre forme de valorisation de la simulation énergétique. Il s'agit de faire une estimation de la facture énergétique du futur bâtiment. Contrairement au critère précédent, la confiance à avoir dans un tel critère est bien plus faible. En effet, la consommation énergétique dépend grandement du comportement de l'utilisateur et de la météorologie de l'année considérée. D'un autre côté, le prix des énergies varie et il n'est possible que de se baser sur un ensemble de prévisions d'évolution du prix des énergies.

L'intérêt de ce critère est de mettre en balance le prix des différentes énergies et les rendements des types de conversion, du fait de la différence de prix entre une source où une autre, il peut être préférable de construire un bâtiment qui privilégiera de fortes économies de climatisation plutôt que de chauffage. Mais pour définir la facture énergétique,  $Fact^{ener}(x)$  en €/an/m<sup>2</sup> de plancher, il est nécessaire de connaître le type de système et donc les énergies qui les alimentent.

$$Fact^{ener}(x) = \frac{B^C(x)}{\eta_{ch}} \cdot Pr^{gaz} + \frac{B^F(x)}{COP_{fr}} \cdot Pr^{elec} + B^E(x) \cdot Pr^{elec} \quad (48)$$

Avec  $\eta_{ch}$  et  $COP_{fr}$  les rendements respectifs de l'ensemble des systèmes de chauffage et de refroidissement. On choisit  $\eta_{ch} = 0.7$  et  $COP_{fr} = 2$ , pour une chaudière à gaz avec un système de distribution à haute température pour le chauffage et une pompe à chaleur air-air pour la climatisation.  $Pr^{elec}$  et  $Pr^{gaz}$  sont les prix de l'électricité et du gaz par kWh.

Il est bien sûr envisageable de simuler le comportement des systèmes et ainsi de connaître la consommation énergétique du bâtiment. Nous avons préféré modéliser cette partie d'une façon très simple pour se concentrer sur la mise en œuvre des méthodes.

#### IV.2.2.5 Coût Global

À partir des critères d'investissement et de coût des énergies, il est envisageable de construire un critère de coût global. Le coût global est une mise en balance de l'investissement initial pour la construction et du coût de fonctionnement du bâtiment pour une certaine durée de vie. Il existe une multitude d'approches permettant de prendre en compte les coûts de maintenance, de réhabilitation voire même de destruction du bâtiment avec des frontières différentes pour ce problème.

Encore une fois, on simplifiera le problème en supposant une durée de vie du bâtiment de 20 ans, le coût global  $C^{\text{global}}(x)$  en €/an/m<sup>2</sup> de plancher, sera donc le coût annualisé du bâtiment en fonction de l'investissement et du coût des énergies sur cette durée.

$$C^{\text{global}}(x) = \frac{\text{Inv}\epsilon(x)}{D_{\text{vie}}} + \text{Fact}^{\text{ener}}(x) \quad (49)$$

#### IV.2.3 Détermination du problème d'optimisation

Les différents critères ainsi construits s'appliquent sur le même espace des paramètres, mais n'ont pas la même unité et ne décrivent absolument pas les mêmes caractéristiques. Il est nécessaire de construire un problème d'optimisation qui prenne en compte ces différents critères, et pour cela l'optimisation sous contraintes semble la meilleure solution.

Pour chaque critère nous avons déterminé un seuil d'acceptabilité (donc une contrainte) et un objectif lié à ce critère qui ont été récapitulés dans le Tableau IV-2.

Critère	Symbole	Unité	Dépend de la simulation	Contraintes	Objectif possible
Taux de Fenêtre	$t^f(x)$	-	Non	$\geq 1/6$	Maximiser
Investissement	$Inv\epsilon(x)$	€/m <sup>2</sup>	Non	$\leq 1500$ €/m <sup>2</sup>	Minimiser
Besoin Bioclimatique	$B^{Bio}(x)$	point	Oui	$\leq 75$ kWh/m <sup>2</sup>	Minimiser
Coût Global	$C^{global}(x)$	€/m <sup>2</sup> /an	Oui	-	Minimiser

**Tableau IV-2 : Critères de conception**

On considérera que l'ensemble des contraintes s'applique quoiqu'il arrive, et que l'on cherchera un unique optimum dans un premier temps. Nous chercherons donc à optimiser le coût global sous les contraintes définies à partir des autres critères.

$$\begin{array}{ll}
 \text{Minimiser} & C^{global}(x) \\
 \text{Avec} & t^f(x) \geq 0.16 \\
 & Inv\epsilon(x) \leq 1500 \\
 & B^{Bio}(x) \leq 75
 \end{array}
 \quad \text{Prob (3)}$$

On appellera espace des solutions, l'ensemble des points de l'espace des paramètres qui satisfont les contraintes. L'optimum est alors une des solutions de cet ensemble. Nous chercherons alors à définir l'optimum mais aussi l'espace des solutions.

Ce problème n'est pas posé comme un problème d'optimisation multi-objectifs, mais plutôt comme un problème d'optimisation avec un seul objectif et trois contraintes.

Il s'agit alors de résoudre un problème d'optimisation de type « Efficient Global Optimization » comme abordé dans le chapitre précédent en considérant que toutes les fonctions qui dépendent de la simulation énergétique sont coûteuses ( $B^{Bio}(x)$  et  $C^{global}(x)$ ).

### IV.3 Mise en place de la méthode

L'approche d'optimisation est mise en œuvre suivant la méthodologie présentée au chapitre précédent. On considère la simulation énergétique, qui détermine la prévision des besoins

énergétiques, comme une fonction coûteuse en temps de calcul, et les critères  $B^{Bio}(x)$  et  $C^{global}(x)$  seront donc évalués par un prédicteur mis à jour après chaque itération. Le métamodèle de Kriging est construit avec une fonction Gaussienne comme corrélation spatiale et le coefficient spatial  $\theta_d$  de chaque dimension  $d$  est compris entre  $[10^{-3}, 10]$ . Dans les premières itérations, la corrélation entre les points est souvent mauvaise, alors  $\theta_d$  aura pour valeur sa borne maximum.

Pour adapter la méthode à ce genre de problème, nous proposons de substituer le critère d'amélioration suivant certains tests qui ont lieu à chaque itération. On considère trois phases dans la démarche d'optimisation. La première servant d'initialisation, on cherche à atteindre l'espace des solutions (où toutes les contraintes sont validées), puis à l'explorer. Dans un deuxième temps, on cherche à minimiser la fonction objectif sous contraintes. La troisième étape consiste à élargir l'exploration pour améliorer la qualité du métamodèle et déterminer si un meilleur candidat n'avait pas été négligé précédemment.

### IV.3.1 Phase d'exploration

Pour réaliser un métamodèle de Kriging, Jones [25] propose de réaliser un certain nombre d'appels à la fonction de référence (dix par paramètres) pour avoir dès le début un prédicteur de bonne qualité. Dans notre cas test, cela se traduirait par 80 simulations avant de commencer à optimiser. Différents tests ont été réalisés afin de réduire la durée de l'initialisation. Nous proposons donc de réaliser la phase d'initialisation avec seulement deux simulations. La première est définie telle que  $Inv\epsilon(x)$  est minimum avec  $t^f(x) \geq 0.16$  et la seconde est le vecteur  $x$  le plus éloigné dans l'espace euclidien normalisé avec  $t^f(x) \geq 0.16$  et aussi  $Inv(x) \leq 1500$ . Ainsi, les points sont assurément éloignés l'un de l'autre dans l'espace euclidien, mais satisfont également les contraintes sur les fenêtres et l'investissement. On peut noter que si le minimum de  $Inv\epsilon(x)$  avec  $t^f(x) \geq 0.16$  est supérieur à 1500 €/m<sup>2</sup>, on sait d'ores et déjà que le problème n'a pas de solution et il n'est pas nécessaire de réaliser la moindre simulation.

Une fois les deux premiers candidats évalués par la simulation il est possible de créer un métamodèle de  $B^{Bio}(x)$ . Ce métamodèle ne comporte à ce moment que très peu d'information, mais sera amélioré par les itérations suivantes.

Pour cela on utilise comme critère d'amélioration  $P_{B^{Bio} \leq 75}^F$ , la probabilité de faisabilité que  $B^{Bio} \leq 75$ . On cherchera donc à résoudre le problème d'optimisation ci-dessous à chaque



itération jusqu'à ce qu'un point simulé satisfasse  $B^{Bio} \leq 75$ . On aura alors atteint l'espace des solutions validant l'ensemble des contraintes du problème de conception :

$$\begin{aligned} & \text{Maximiser } P_{B^{Bio} \leq 75}^F(x) \\ \text{avec} \quad & t^f(x) \geq 0.16 \\ & \text{Inv}\epsilon(x) \leq 1500 \end{aligned} \quad \text{Prob (4)}$$

Dès que l'espace des solutions a été atteint, on pondère la probabilité de faisabilité par la distance euclidienne avec le point faisable le plus proche. On utilise alors le problème Prob(5).

$$\begin{aligned} & \text{Maximiser } P_{B^{Bio} \leq 75}^F(x) \cdot \min \|x - s_{ok}\| \\ \text{avec} \quad & t^f(x) \geq 0.16 \\ & \text{Inv}\epsilon(x) \leq 1500 \end{aligned} \quad \text{Prob (5)}$$

$s_{ok}$  étant l'ensemble des candidats évalués qui satisfont toutes les contraintes.

Ce critère permet de garantir une assez bonne exploration, même dans le cas où l'espace des solutions est discontinu. On utilise ce critère d'amélioration jusqu'à ce que 5 points évalués satisfassent l'ensemble des contraintes. La valeur 5 est un compromis entre l'exploration et la convergence. Ainsi, lorsque l'espace des solutions présente de nombreuses discontinuités, ce nombre ne sera pas suffisant. Une fois la phase d'exploration réalisée on considère qu'il est alors possible de minimiser la fonction objectif du problème de conception.

### IV.3.2 Phase d'optimisation

Une fois l'espace des paramètres exploré, on considère que le métamodèle de la contrainte  $B^{Bio}$  est d'assez bonne qualité pour se permettre d'optimiser la fonction objectif. Dans notre cas l'objectif dépend aussi des résultats de simulations, on valorise alors les évaluations réalisées dans un autre métamodèle sur la fonction objectif. Le critère d'amélioration est donc une nouvelle fois substitué. On cherche alors à maximiser l'attente d'amélioration sous contraintes :

$$\begin{array}{ll}
 \text{Maximiser} & E_{C^{\text{global}}}^{\text{h}}(x) \\
 \text{Avec} & t^f(x) \geq 0.16 \\
 & \text{Inv}\epsilon(x) \leq 1500 \\
 & E_{B^{\text{Bio}} \leq 75}^V(x) \leq 0.01
 \end{array}
 \quad \text{Prob (6)}$$

On notera que la contrainte sur le  $B^{\text{Bio}}$  est maintenant présente sous forme d'attente de violation. L'amélioration espérée est pondérée par le coefficient  $h$  dans l'équation (40), pour assurer un minimum d'exploration lors de l'optimisation. Le coefficient  $h$  est choisi décroissant au fur et à mesure des itérations de l'optimisation. Ainsi si la phase d'exploration est très rapide, l'espace des solutions est grand et doit donc être cartographié. Par contre si l'exploration a demandé beaucoup d'itérations, il n'est pas nécessaire de forcer l'exploration de l'espace des solutions comme dans le cas précédent.

Nombre d'itération	Valeur de $h$
1-20	20
20-30	10
30-40	5
40-60	2
60-80	1
80-...	0

**Tableau IV-3 : Paramètre pour piloter convergence et exploration**

Enfin,  $\hat{C}^{\text{global}}(x)$  le prédicteur de  $C^{\text{global}}(x)$  peut être construit de deux façons : la première consiste à construire le métamodèle directement par rapport aux données calculées de façon classique. L'autre approche est de favoriser la composante peu coûteuse de  $C^{\text{global}}(x)$  :

$$\hat{C}^{\text{global}}(x) = \frac{\text{Inv}\epsilon(x)}{D_{\text{vie}}} + \widehat{\text{Fact}}^{\text{ener}}(x) \quad (50)$$

et

$$\hat{\sigma}_{C^{\text{global}}}(x) = \hat{\sigma}_{\text{Fact}^{\text{ener}}}(x) \quad (51)$$

La fonction  $Inv(x)$  est peu coûteuse, et l'estimation de variance portant sur le coût global n'est en fait que l'estimation de variance de la facture énergétique.

Après un certain nombre d'itérations, il est possible que le maximum du critère d'amélioration soit nul. Cela veut dire qu'au sens du prédicteur, il n'y a plus aucune chance de trouver un meilleur point, Ce qui peut avoir plusieurs causes. La première est que le problème de sous-optimisation n'a pas convergé du fait de l'algorithme d'optimisation ou du métamodèle. La deuxième est que l'optimum a bien été atteint. On supposera alors qu'il est nécessaire d'améliorer la qualité du métamodèle. Il suffit pour cela de relancer une itération comme en phase d'initialisation pour tenter d'explorer des parties de l'espace qui aurait été négligées au premier abord.

### **IV.3.3 Maximiser le critère d'amélioration**

A chaque itération, quand le métamodèle est réalisé il est nécessaire de maximiser un critère d'amélioration pour déterminer le prochain point de l'espace des paramètres à évaluer. Dans EGO, un algorithme de type DIRECT [41] est utilisé. Pour notre cas test, nous avons préféré utiliser un algorithme d'optimisation par essaim de particules (Particle Swarm) développé pour Matlab par Birge [26].

Dans l'application, 1000 itérations avec 50 particules permettent une assez bonne convergence. Si toutes les particules sont concentrées dans le même point, l'optimisation est alors stoppée pour économiser des itérations inutiles. Il serait possible d'autoriser un bien plus grand nombre d'itérations afin de converger au plus près de l'optimum, mais le temps de calcul de cette sous-optimisation doit rester faible par rapport à la simulation énergétique. De plus un point ayant un critère d'amélioration élevé permettra toujours d'améliorer le métamodèle et la convergence de l'optimisation principale. C'est pourquoi la convergence sur l'optimum exact pour le critère d'amélioration n'est pas obligatoire.

Les contraintes sont intégrées différemment par rapport à la résolution avec une optimisation DIRECT [25]. Sasena [36] propose de rendre nul le critère d'amélioration quand les contraintes ne sont pas respectées. Cette approche n'est pas compatible avec un algorithme de type un essaim de particules. En effet, quand les contraintes sont très fortes et qu'une petite partie de l'espace satisfait les contraintes, les particules ne s'orientent pas nécessairement dans sa direction, chaque point ayant une valeur nulle. Pour remédier à cela, nous proposons l'ajout d'une contrainte sous forme d'une pénalité de type « rampe » afin de forcer les particules dans la direction de l'espace des solutions. Pour construire la rampe, pour un point

qui ne satisfait pas une contrainte, on annule le critère d'amélioration et on ajoute une valeur égale à la différence entre la valeur du critère de contrainte et le seuil de cette contrainte. S'il y a plusieurs contraintes, on ajoute chacune des pénalités. Cette approche crée des extrema locaux ainsi que certaines discontinuités, mais cela n'affecte pas la performance des essais de particules.

Enfin, les essais de particules sont généralement utilisés sur des fonctions continues. Pour éviter que l'algorithme tende à converger vers des valeurs sous le degré de précision voulu, il est possible d'intégrer un maillage. Ainsi après chaque itération de l'optimisation par essaim de particules, quand la nouvelle position des particules est calculée, il suffit d'arrondir cette valeur sur le point du maillage le plus proche. De cette manière chaque particule et donc chaque point de l'optimisation générale seront ainsi placés sur le maillage voulu.

#### **IV.4 Résultats**

Nous avons réalisé une optimisation faisant appel 100 fois à la simulation. L'espace des solutions a été atteint après 11 simulations et l'optimisation a commencé à partir de la onzième itération. Sur les 100 points évalués, 86 l'ont été dans l'espace de décision.

Le Tableau IV-4 et le Tableau IV-5 présentent les 10 meilleures itérations qui ont été calculées avec le fichier climatique de la ville de Mâcon.

A partir de ces données, on remarque que la contrainte sur l'investissement n'est pas active pour ces solutions. La faible durée de vie supposée du bâtiment favorise la minimisation de l'investissement en minimisant le coût global. Par contre, le seuil de la contrainte énergétique et celui de la contrainte sur le taux de fenêtre sont très proches pour l'ensemble de ces points de l'espace des paramètres. Ces contraintes ont donc fortement influencé les résultats.

On notera que ces 10 solutions ont un coût actualisé très proche, mais offrent différents choix de conception. Notamment pour l'application des fenêtres suivant les orientations. On considère qu'il existe donc différentes zones de l'espace contraint ayant le même ordre de grandeur pour la fonction objectif, et donc différents extrema locaux du même ordre.

rang	Ratio Fenêtres				Isolation K.m/W	Ufenêtre W/(m.K)	Longueur casquette m	Inertie kJ/(K.m²)	Taux de fenêtre
	Sud	Est	Nord	Ouest					
1	0	0,51	0,01	0	5,64	1	0	80	0,164
2	0	0,06	0,34	0	5,75	1	0	80	0,160
3	0	0,57	0	0	5,61	1	0	80	0,178
4	0,19	0,18	0	0,09	5,75	1	0	80	0,164
5	0	0,61	0	0	5,59	1	0,5	80	0,191
6	0	0,52	0	0	5,72	1	0,2	80	0,163
7	0	0,09	0,32	0	5,85	1	0,3	80	0,162
8	0,28	0,14	0	0	5,85	1	0,5	80	0,160
9	0,13	0,16	0	0,18	5,88	1	0,5	80	0,160
10	0,36	0,01	0,02	0	6	1	0	80	0,162

Tableau IV-4 : Meilleures itérations avec la météo de la ville de Mâcon

rang	Besoin chaud	Besoin froid	Besoin Eclairage	BBio points	Coût Energétique	Investissement €/m²	Itération	Coût global
	kWh/m²	kWh/m²	kWh/m²		€/an/m²			€/an/m²
1	43,52	7,63	4,73	74,81	14,26	1881	64	108,3
2	43,94	6,44	4,89	74,80	14,34	1884	99	108,6
3	43,91	8,39	4,52	74,89	14,40	1883	65	108,6
4	42,32	9,84	4,55	74,93	13,99	1895	77	108,7
5	43,26	10,84	4,35	74,86	14,51	1889	92	109,0
6	43,06	7,68	4,75	74,48	14,13	1901	63	109,2
7	43,25	6,52	4,86	74,05	14,14	1911	84	109,7
8	43,31	8,47	4,59	74,74	14,23	1913	73	109,9
9	42,44	9,15	4,60	74,56	14,00	1929	27	110,4
10	41,03	9,73	4,55	74,49	13,65	1940	61	110,6

Tableau IV-5 : Détail des meilleures itérations avec la météo de la ville de Mâcon

Enfin, les paramètres du bâti sont assez proches pour toutes les solutions. On observe aussi que l'emplacement de fenêtres joue un rôle important tout en offrant une certaine liberté sur le choix d'intégrer une fenêtre ou non.

x	Unité	Minimum	Maximum	Moyenne	Ecart Type
rs	-	0	0.39	0.10	0.13
re	-	0	0.90	0.22	0.25
rn	-	0	0.90	0.11	0.19
rw	-	0	0.53	0.08	0.15
R	K.m <sup>2</sup> /W	4.68	6.00	5.85	0.23
Uw	W/(K.m <sup>2</sup> )	1.00	1.10	1.00	0.01
Ls	m	0.00	0.50	0.23	0.21
Cm	kJ/(K.m <sup>2</sup> )	80	230	128	52.07

**Tableau IV-6: Plage de variation de chaque paramètre validant les contraintes**

Dans une optique de conception, il serait plus intéressant de connaître l'espace de solution défini par les contraintes plutôt que de chercher un optimum alors que d'autres solutions très différentes pourraient avoir des valeurs proches de l'optimum. En effectuant un nombre infini d'itérations, l'ensemble des points de l'espace sera alors évalué et connu. On supposera alors que l'ensemble des points évalués lors de l'optimisation permet de représenter l'espace des paramètres et surtout l'espace des solutions. La qualité de la représentation dépend du nombre d'itérations réalisées.

Il est possible d'estimer la liberté dont on dispose pour chaque paramètre. Ainsi les évaluations validant les différentes contraintes apportent une idée sur les modes de conception possibles pour le bâtiment. Le Tableau IV-6, permet d'évaluer les valeurs minimale et maximale possibles pour chaque paramètre en satisfaisant les contraintes ainsi que la valeur moyenne des paramètres des candidats ayant été évalués lors de l'optimisation.

On remarque que chaque paramètre pris indépendamment a une grande plage de variation à l'exception de Uw. Les contraintes s'appliquent donc sur la corrélation des différents paramètres.

Il est difficile de déterminer la corrélation de l'ensemble des paramètres. Schonlau [25] propose une représentation de l'ensemble des points évalués en affichant les paramètres deux à deux pour déterminer certaines corrélations. Ce type de représentation est proposé pour le cas présent sur la Figure IV-3.

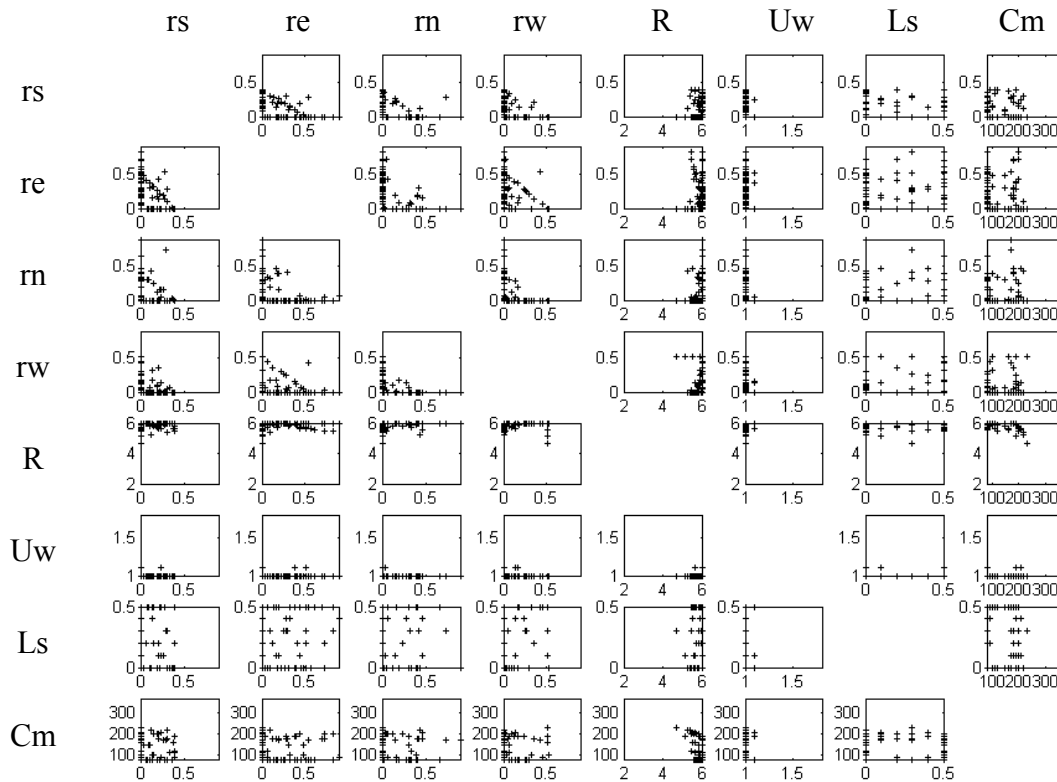


Figure IV-3 Évaluations validant les contraintes

Il apparaît quelques zones de l'espace sans aucune solution validant les contraintes du problème de conception Prob(3). On peut donc faire apparaître certaines zones de l'espace sans solution. Cette représentation parcelaire n'est malheureusement pas adaptée pour bien apprécier la qualité de l'espace des solutions. On peut alors choisir plutôt de valoriser le métamodèle pour permettre de caractériser l'espace des solutions.

#### IV.4.1 Validité du métamodèle Kriging

Le métamodèle Kriging mis à jour à chaque itération de l'optimisation permet d'approcher l'espace des solutions défini par les contraintes. Pour illustrer ce processus, nous avons soumis la méthode à un problème test pour valider cette hypothèse présenté dans la Figure IV-4, où « energy » représente la fonction testée.

Cette fonction sert de test pour remplacer la simulation. En effet, une simulation nécessite plusieurs secondes pour s'exécuter et plusieurs dizaines de milliers d'évaluations sont nécessaires pour comparer avec les résultats donnés par le métamodèle.

Ainsi, le métamodèle a été construit sur 8 paramètres décrits dans le Tableau IV-7 :

```
function energy=ftest(rS, rE, rN, rO,R,Uw,Ls,Cm)

ecl=10-rS.*(1-Ls)+rE+rN+rO;
cha=(rS+rE+rN+rO).*Uw.*(10-R).*(400-Cm)/400;
cli=ecl+(rfenetreS.*(1-Ls)+rE+rN+rO).*Uw.*(10-R).*(400-Cm)/400;
energy=2*chg+2*frg+5*eclg;
```

Figure IV-4 Extrait code matlab pour fonction de test

x	min	max
r <sub>s</sub>	0	0.9
r <sub>e</sub>	0	0.9
r <sub>n</sub>	0	0.9
r <sub>w</sub>	0	0.9
R	2	6
Uw	1.00	1.80
Ls	0	0.50
Cm	80	370

Tableau IV-7 Bornes des paramètres

Pour tester la qualité du méta-modèle nous avons utilisé une optimisation maximisant la l'exploration sous contrainte, pour résoudre le problème 7.

Maximiser  $\hat{\sigma}_{f_{\text{test}}}(x)$  (l'estimation de la variance du Kriging) [34]

avec

$$\text{Moyenne}(rs, re, rn, rw) \leq 0.16$$

$$f_{\text{test}}(x) \leq 68$$

**Prob (7)**

Dans le cas test étudié, un nombre d'appels à la fonction test de 104 a été réalisé. Ainsi le métamodèle créé est basé sur 104 échantillons, dont 46 valident les contraintes du Problème 7. Le métamodèle est alors écrit sous la forme d'un polynôme de degré 2 avec 8 paramètres



(45 coefficients  $\beta$  pour déterminer le polynôme) et 104 coefficients  $\gamma$  pour caractériser la contribution statistique, en appliquant l'équation (28) du Chapitre III, rappelée ci-dessous :

$$\hat{f}(x) = P(x)^t \beta + r(x)^t \gamma$$

Nous avons choisi un polynôme de degré 2 qui offre de meilleurs résultats pour les zones non explorées qu'un polynôme de régression de degré 1 ou zéro. Dans l'ensemble des cas, nous avons toujours préféré réaliser le polynôme de degré le plus élevé possible face aux nombre d'évaluations réalisées.

Une fois le Kriging construit, on réalise un maillage régulier de l'espace avec 4 valeurs possibles sur chaque dimension ( $4^8$  échantillons). Ainsi on compare chaque valeur aux Kriging  $\hat{f}_{\text{test}}$ . Dans le Tableau IV-8, nous remarquons qu'une très faible proportion des points évalués sont présents dans l'espace satisfaisant les contraintes.

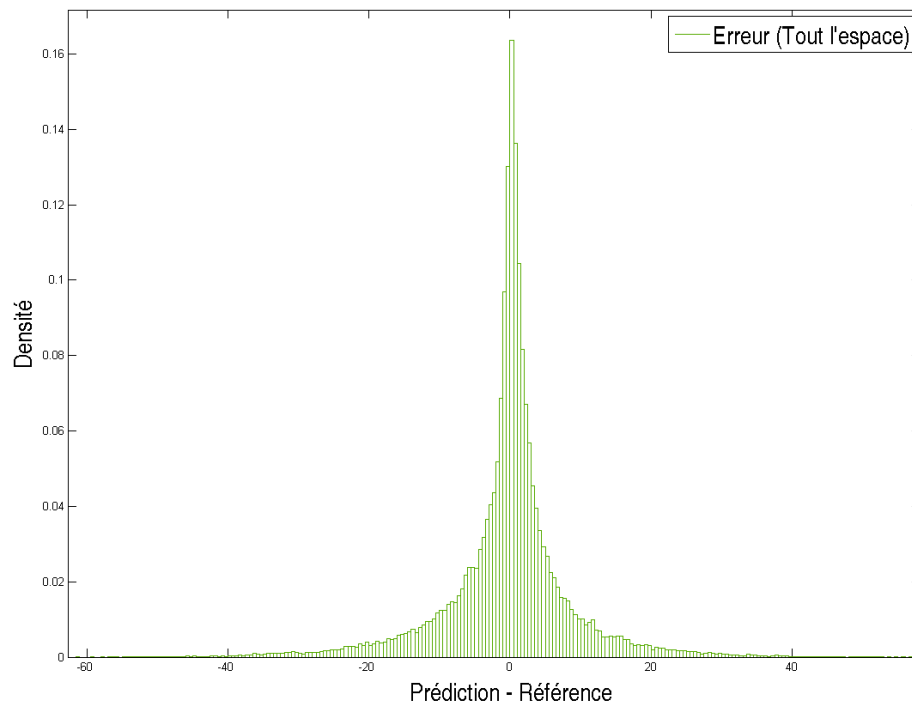
	<b>Tout l'espace</b>	<b>Espace contraint</b>
<b>Nombre de points</b>	65536	100
<b>Erreur minimum</b>	0	0
<b>Erreur Maximum</b>	61.1	0.1088
<b>Erreur Moyenne</b>	5.52	0.0214
<b>Ecart Type de l'Erreur</b>	7.12	0.0395

**Tableau IV-8 Qualité du métamodèle**

Sachant que la plage de variabilité de  $f$  est comprise entre 64 et 270 sur les  $4^8$  échantillons de l'espace des paramètres défini Tableau IV-7, il est donc prévisible d'avoir si peu de points dans l'espace contraint. La principale information fournie par le tableau précédent est que le Kriging  $\hat{f}_{\text{test}}$  créé dans ces conditions offre une très bonne précision pour modéliser la fonction test  $f_{\text{test}}$  dans l'espace contraint. En dehors de cet espace, le métamodèle est par contre de mauvaise qualité et ne doit pas être exploité directement. Par contre il sera toujours possible dans un second temps de refaire des échantillons afin d'améliorer la qualité du métamodèle dans une autre partie de l'espace.

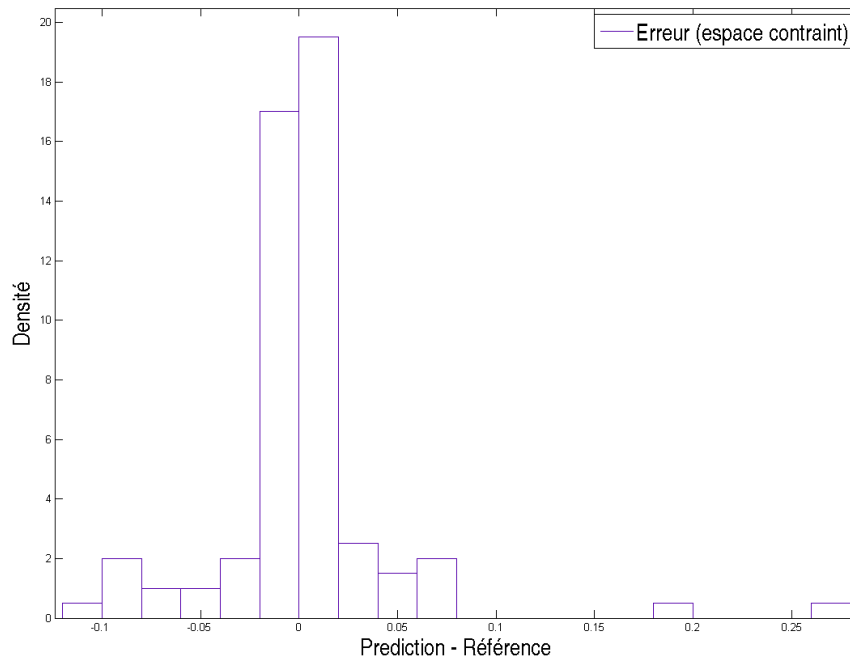
Quelques résultats statistiques supplémentaires sur l'erreur entre la Prédiction et la Référence, permettent de comparer la qualité du métamodèle en fonction de la région de l'espace. Ainsi

Figure IV-5, nous présentons la densité de probabilité de l'erreur entre le métamodèle et la fonction de référence.



**Figure IV-5 Densité de probabilité de l'erreur entre métamodèle et fonction de référence**

On pourra noter, qu'un grand nombre de points ont une erreur de l'ordre de 10 voire de 20. Dans le cas d'un métamodèle sur le besoin Bioclimatique, l'erreur serait ici en points de Bbio. Comme l'ordre de grandeur est le même, on s'autorise à avoir la même tolérance. On considère qu'une erreur acceptable serait une différence de plus ou moins 0,5 point. Sur la distribution Figure IV-5, on remarque que bon nombre de points du maillage ne satisfont pas cette exigence. Par contre, comme illustré Figure IV-6, qui représente la densité de l'erreur dans l'espace contraint, l'ensemble des points contenus dans l'espace de décision satisfont une précision de plus ou moins 0.5 point. On peut donc considérer que le Kriging est une bonne approximation de la référence sur le domaine des paramètres étudiés.



**Figure IV-6 Densité de probabilité de l'erreur sur espace contraint**

D'autre part avec le Kriging, il est possible d'estimer la variance du prédicteur  $\hat{f}_{\text{test}}$  par rapport à la fonction référence  $f_{\text{test}}$ . À partir de cette estimation, on en déduit la qualité du prédicteur pour un point d'évaluation. Pour vérifier la qualité de cette estimation de variance, on vérifie pour chaque point du maillage si la valeur de référence  $f_{\text{test}}(x)$  est comprise dans l'intervalle  $\hat{f}_{\text{test}}(x) \pm n \sqrt{\text{var}_{\hat{f}_{\text{test}}}(x)}$ . Ainsi le Tableau IV-9 rassemble les résultats en différenciant l'ensemble des points et les points satisfaisant les contraintes.

Dans l'espace contraint, donc le plus exploré, on obtient des résultats concluants. Pour une distribution de loi normale, la probabilité d'estimer la bonne valeur est de 68.2, 95.4 et 99.6 pour une tolérance respective de 1, 2 et 3 écarts-types. Sans être parfaits, ces résultats permettent de conclure que tout comme l'approximation de la référence, le Kriging fournit une estimation de la variance intéressante. D'autres tests devront être réalisés avec un nombre plus important de points dans l'espace des solutions afin d'affiner ces résultats.

		Tout l'espace	Espace contraint
Nombre de points		65536	100
$\widehat{\text{var}}_{f_{\text{test}}}$ moyen		1.88	0.0352
$\widehat{\text{var}}_{f_{\text{test}}}$ maximum		31.5	0.0257
Pourcentage de points inclus dans l'intervalle de confiance associé	n		
	1	34.0 %	68.0 %
	2	57.4 %	94.0 %
	3	71.2 %	94.0 %

Tableau IV-9 Estimation de la confiance du Kriging

Dans l'ensemble de l'espace, les résultats sont moins concluants du fait que l'exploration dans le reste de l'espace a été faible. On peut en déduire que l'estimation de variance du Kriging n'est pas fiable pour les zones très peu explorées.

## IV.5 Représentation du fonctionnement de l'algorithme d'optimisation

Pour mieux comprendre l'intérêt du métamodèle, nous avons représenté le fonctionnement de l'optimisation sur deux paramètres. Cette approche nous permet d'apprécier l'exploration de l'espace des paramètres pendant les différentes phases de l'optimisation tout en pouvant représenter la construction séquentielle du métamodèle au fur et à mesure des évaluations.

L'espace des solutions est représenté dans la Figure IV-7. Chaque losange représente une simulation, placée dans l'espace des paramètres. L'échelle représente l'estimation du résultat de la simulation via le Kriging. Cette représentation est saturée car selon le prédicteur de Kriging, le Bbio est supérieur à 90 points (donc hors de l'échelle de couleur). L'espace des solutions n'est pas encore atteint. De la même façon, le coût global est représenté sur la partie droite des Figures IV-7 à IV-9.

Deux contraintes connues sont appliquées. En vert, la contrainte d'un ratio minimum de fenêtres sur le bâtiment avec un seuil minimum de 0, 16. En rouge, une contrainte de coût avec un seuil maximal de 1500 €/m². Ces deux contraintes sont déjà connues, car elles sont définies par des fonctions rapides à évaluer, il n'y a donc une réelle exploration que sur la contrainte énergétique.

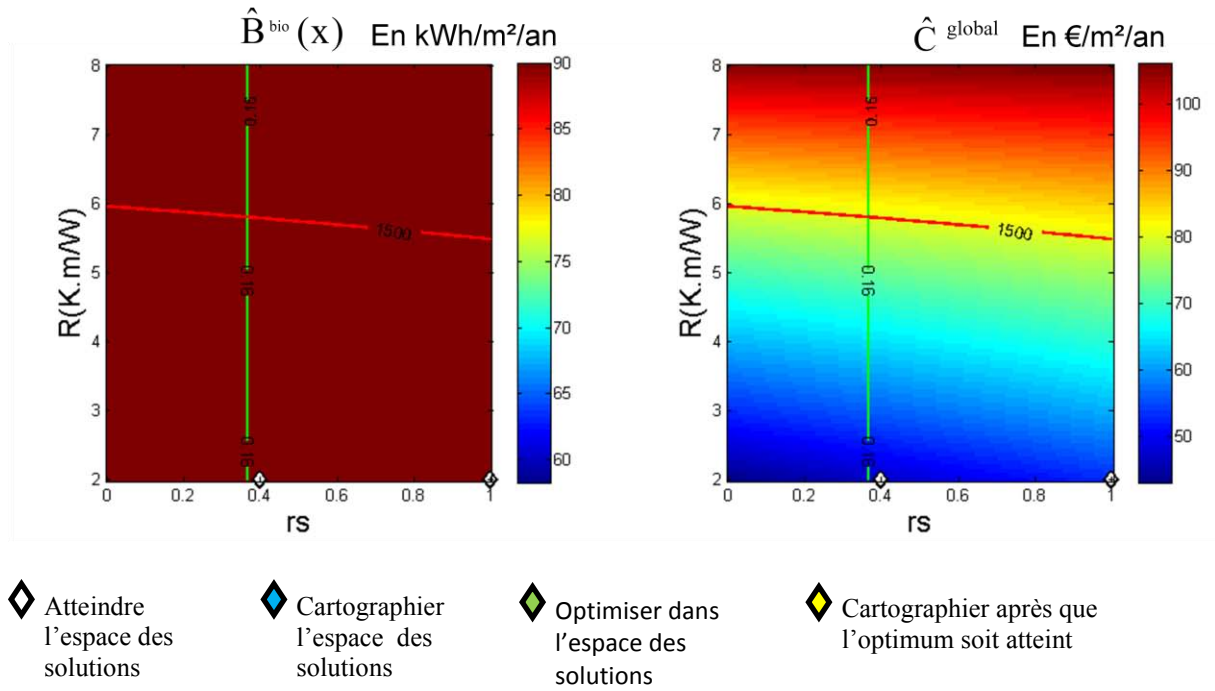


Figure IV-7 Espace de décision après deux simulations

Pour les premières itérations, on utilise comme critère d'amélioration la probabilité de faisabilité  $P_{B^{bio} \leq 75}^F$  [36]. Ainsi, au fur et à mesure de l'optimisation, l'exploration privilégie les zones de l'espace où il y a une forte probabilité de satisfaire l'ensemble des contraintes.

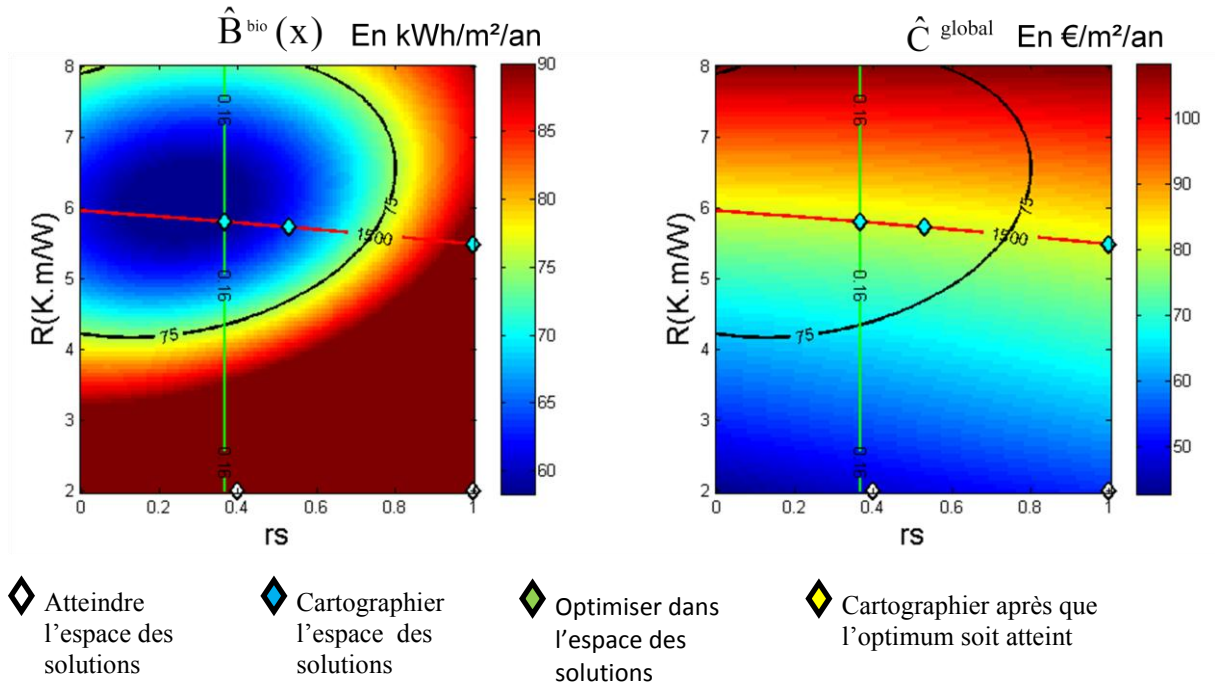


Figure IV-8 Espace de décision après cinq simulations

Figure IV-8, l'exploration continue jusqu'à ce qu'un certain nombre d'échantillons validant toutes les contraintes sont atteintes (ici 2 échantillons). Le critère d'amélioration est l'amélioration espérée de la fonction objectif (coût global). La contrainte énergétique est alors intégrée comme un critère de violation attendue.

Le Kriging est continument mis à jour après chaque échantillonnage et reste une estimation de la valeur de sortie de simulation pour les points non évalués. Il est donc attendu que pendant cette phase de l'optimisation certains points ne satisfassent pas la contrainte énergétique. Par contre, cet échantillonnage permet toujours d'améliorer la qualité du métamodèle, comme illustré Figure IV-9.

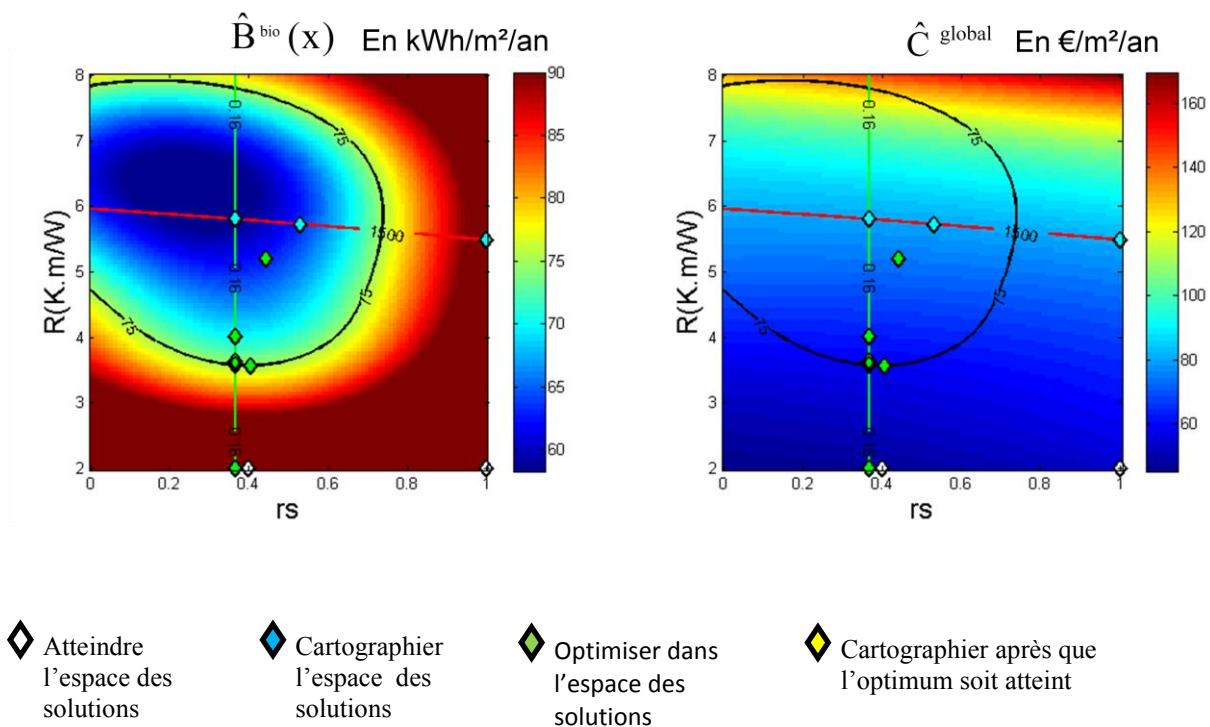


Figure IV-9 Espace de décision après douze simulations

Après un certain nombre d'échantillonnages, comme indiqué sur la Figure IV-10, le critère d'amélioration est nul sur tous les points de l'espace acceptables. Cela revient à dire que l'optimum a été atteint dans la limite de la connaissance de l'espace. En effet, il est possible que certaines parties de l'espace soient insuffisamment explorées. On relance alors l'exploration de l'espace comme précédemment. Par exemple pour le cas d'un espace de solution discontinu.

Ce cas en deux dimensions permet de comprendre la philosophie de la méthode. Par contre, du fait de l'espace à deux dimensions, l'exploration a été particulièrement bien réalisée. Pour un nombre de dimensions supérieur, l'exploration sera succincte, notamment à cause du nombre élevé d'itérations requis à cette fin.

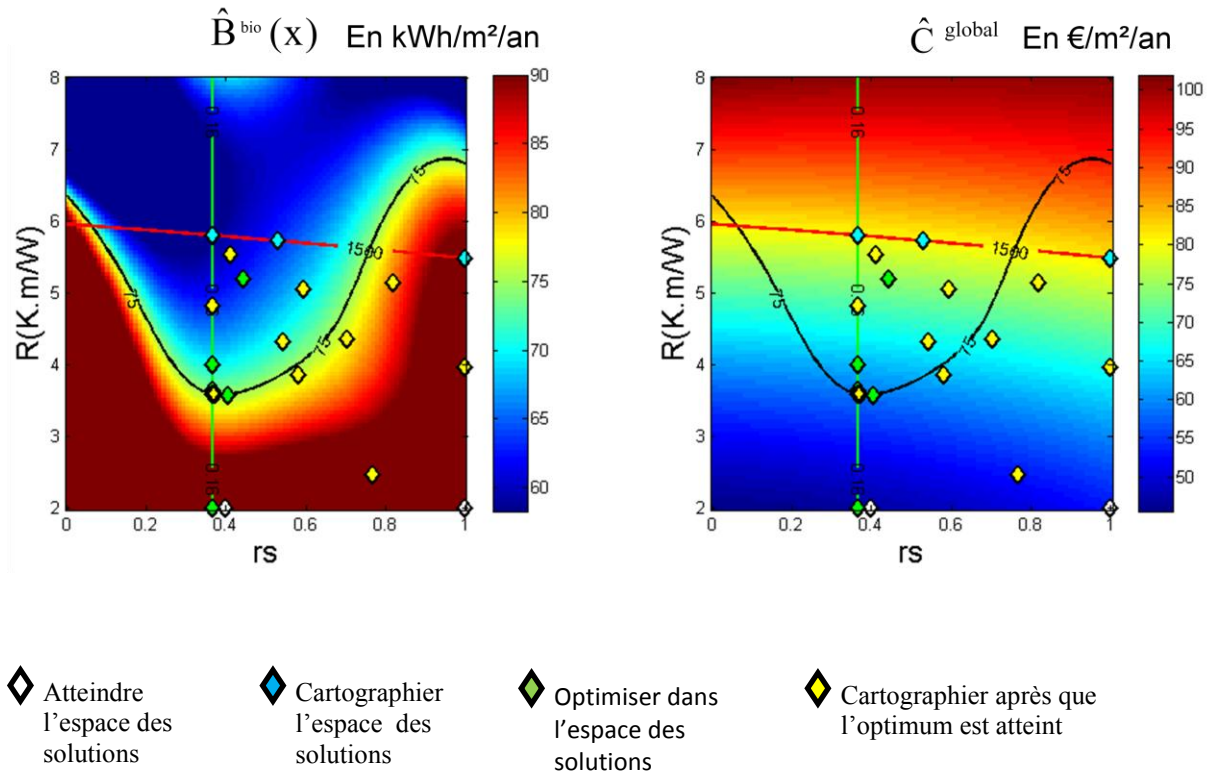


Figure IV-10 Espace de décision après trente simulations

Avec plus de paramètres, l'espace à explorer peut être beaucoup plus grand et complexe. Ainsi la méthode marche bien sur ce cas simple, mais elle pourrait nécessiter plus d'échantillonnage, donc d'appel à simulations, suivant les cas étudiés.

Dans l'optimisation, on se sert du métamodèle pour approcher la fonction  $B_{bio}$  après chaque évaluation. On notera que la plupart des évaluations ont lieu dans l'espace des solutions ce qui permet d'affirmer que la qualité du métamodèle est bien meilleure dans l'espace des solutions que sur l'ensemble de l'espace. Cette représentation serait parfaitement suffisante pour un problème à deux dimensions. Dans la partie suivante nous proposons un mode de représentation valable quelque soit le nombre de paramètres et qui permet d'apprécier les qualités de l'espace des solutions.

## IV.6 Représentation avec le métamodèle

Comme il est difficile de représenter un espace à 8 dimensions comme dans notre cas test, nous proposons donc de nous placer sur une solution donnée. Cette solution peut être l'optimum trouvé par l'optimisation ou un point quelconque de l'espace des solutions. Une fois ce point défini, sur chaque dimension, une par une, nous faisons varier le paramètre de sa valeur minimale à maximale, les autres dimensions étant fixées. Nous évaluons l'ensemble des contraintes à l'aide du prédicteur si nécessaire. Ainsi il est possible de déterminer la distance de chaque paramètre à chaque frontière définie par une contrainte. Cela permet de définir la plage de variation locale de chaque paramètre tout en permettant de représenter un critère. Dans l'exemple Figure IV-11, nous avons choisi de représenter le critère Bbio sur la plage de variation des paramètres en se restreignant à l'espace de décision, là où la qualité du métamodèle est bonne du fait de l'exploration.

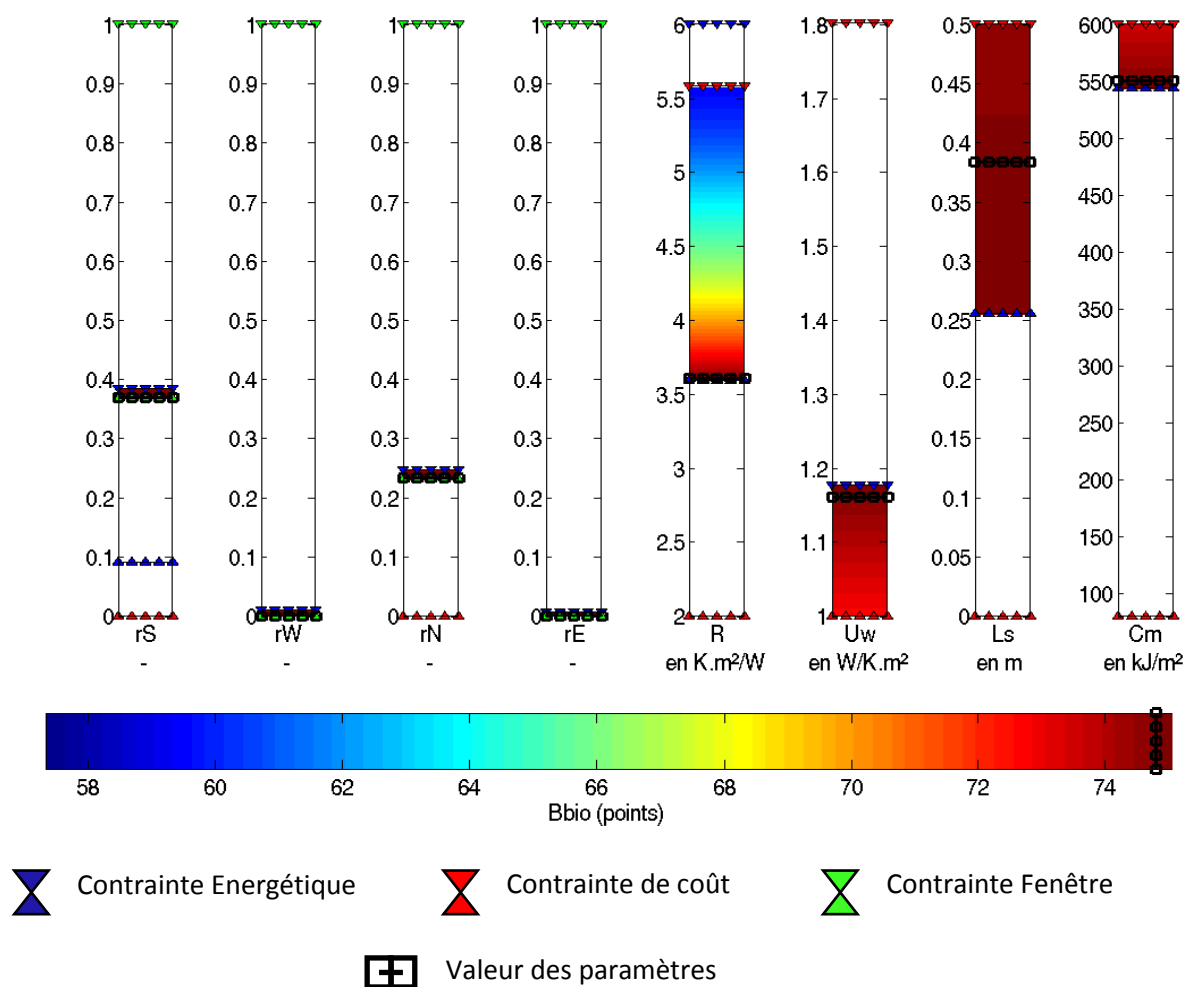
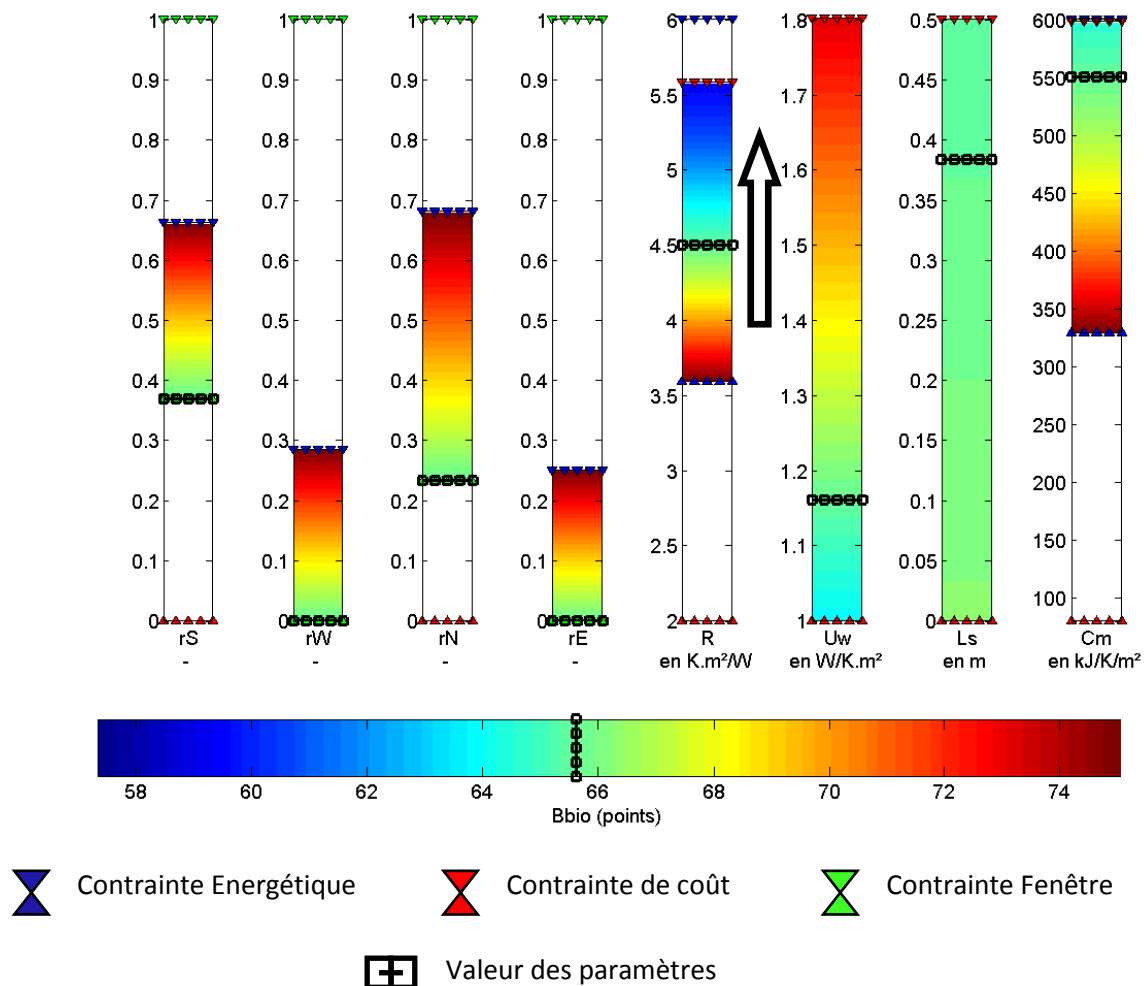


Figure IV-11 Exploration de l'espace contraint (1)



Les contraintes affichées ici sur les bornes maximum ou minimum des paramètres illustrent en réalité une absence de contrainte. Par exemple la contrainte de coût visible pour  $U_w=1.8$  n'est pas réelle mais n'est qu'un jeu d'affichage.

Sur cet ensemble, il est possible de faire apparaître l'interdépendance des contraintes sur chaque paramètre. La valeur de chaque paramètre est représentée en noir, il s'agit d'un curseur qu'il est possible de faire varier. En dessous est affichée le Bbio associé à ce jeu de paramètres. Les contraintes min/max sont affichées pour chaque paramètre (triangles supérieurs et inférieurs), il s'agit de leur plage de variation locale (en considérant les autres paramètres fixes). Dans ce cas, le jeu de paramètre est très proche des contraintes, mais il est possible d'augmenter l'isolation opaque pour se donner plus de liberté comme l'illustre la flèche dans la Figure IV-12.



En augmentant l'isolation, on remarque que la contrainte énergétique (en bleu) « recule » et offre plus de liberté sur le choix des ratios de fenêtres. Enfin, la variabilité de chaque paramètre évolue. La couleur correspond à la consommation énergétique du bâtiment en fonction du paramètre. On voit également ici que la longueur de casquette n'a pas d'influence réelle sur la consommation énergétique du bâtiment.

Cette forme d'exploration de l'espace permet d'évaluer à priori l'effet de la modification d'un paramètre. Mais, cet affichage est réalisé à partir du Kriging et non de la simulation réelle. Pour valider la solution, il sera donc nécessaire de réaliser une nouvelle simulation et de remettre à jour le Kriging.

Concernant le temps de calcul, chaque représentation d'un paramètre est composée de 100 points, il faut donc réaliser 800 appels au Kriging à chaque fois qu'un des paramètres varie. Le Kriging est assez rapide à évaluer et peut être exécuté sur 800 points en temps réel sur un ordinateur classique actuel.

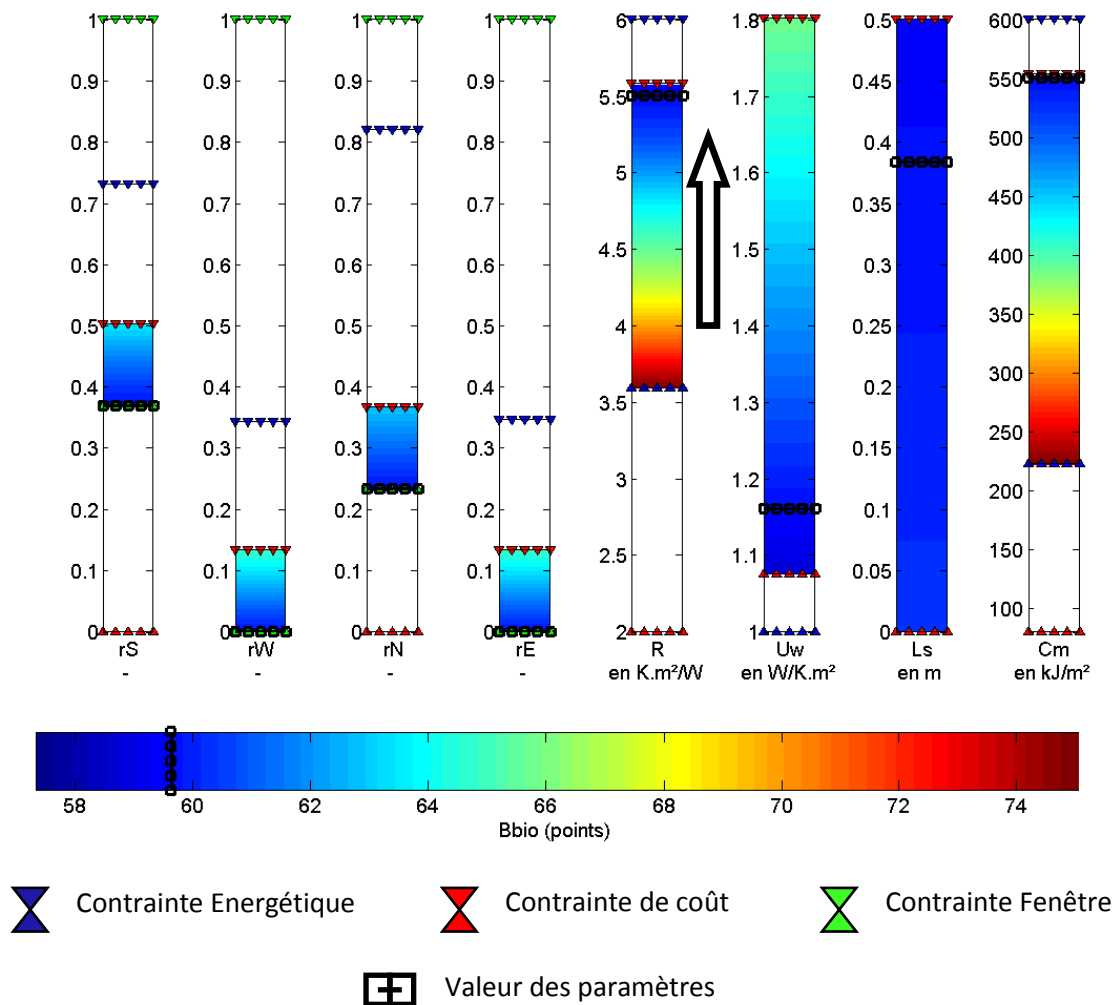


Figure IV-13 Exploration de l'espace contraint (3)

En augmentant encore de l'isolation, Figure IV-13, on voit la contrainte « coût » qui restreint la plage de variation des paramètres à son tour. Cette forme d'affichage permet donc à un concepteur d'intégrer l'ensemble des contraintes sur un jeu de paramètre global du bâtiment.

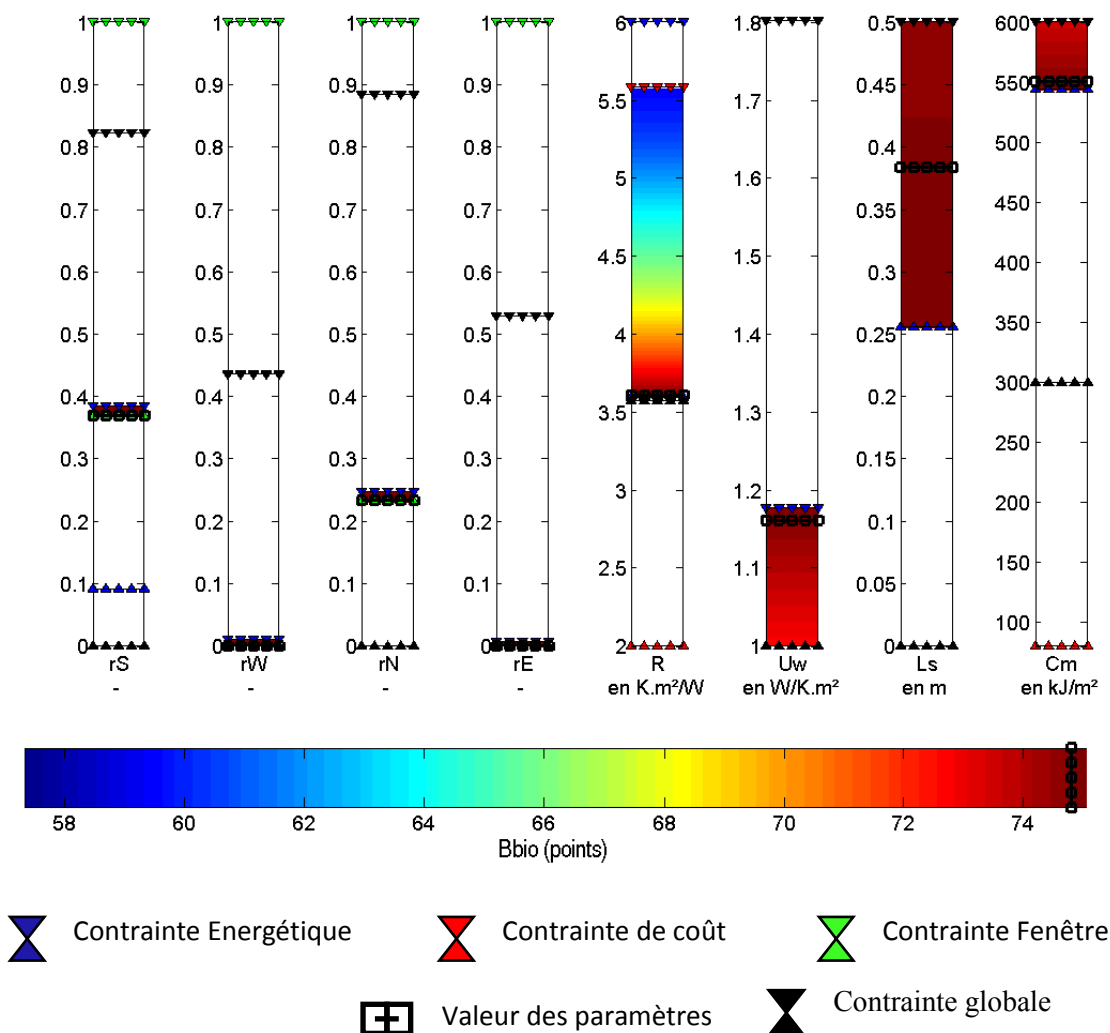


Figure IV-14 Exploration de l'espace contraint (4)

Enfin, l'interaction entre les différentes contraintes peut aussi être estimée et affichée comme dans la Figure IV-14. En cherchant à maximiser et à minimiser chaque paramètre de façon globale, on peut déduire ses bornes minimum et maximum. Ainsi il existe une solution ayant un ratio de fenêtre de 0,8 au Sud. Mais il est impossible de satisfaire les contraintes en forçant un ratio de fenêtre au sud de 0,9. Cette information permet au concepteur de déterminer si les contraintes sont trop fortes par rapport à ses souhaits de conception et lui éviter de chercher une solution qui n'existe pas.

Cette contrainte globale correspond à l'intersection des contraintes fournies par l'utilisateur.

## IV.7 Conclusion

Dans cette partie nous avons mis en œuvre une méthode d'optimisation sur métamodèle adapté à un cas de conception de bâtiment sur l'exemple inspiré de Bestest [40]. Les paramètres ont été définis afin de couvrir un maximum des solutions constructives possibles tout en limitant le nombre des paramètres. Une fois ces paramètres définis, l'optimisation réalisée permet de converger vers un optimum de conception.

Or la recherche de l'optimum n'est pas une solution viable pour accompagner la conception, d'autant plus qu'il existe de nombreuses solutions constructives différentes pouvant avoir les mêmes qualités vis-à-vis des différents critères utilisés en contrainte et en objectif, notamment pour l'orientation des fenêtres.

Ainsi, plutôt que de simplement chercher la meilleure solution et de retourner l'optimum comme seule solution constructive acceptable, nous avons valorisé le métamodèle pour caractériser l'espace des solutions en fonction des contraintes. Nous évitons les temps de calcul prohibitifs en remplaçant les fonctions coûteuses par leur prédicteur.

La qualité du prédicteur dépend avant tout de l'exploration de l'espace. Du fait de l'optimisation, l'exploration de l'espace est favorisée dans l'espace des solutions de manière générale et plus particulièrement dans les zones de l'espace ayant une forte probabilité de contenir l'optimum défini par la fonction objectif. Ainsi la qualité du prédicteur est fortement dépendante du problème d'optimisation posé. Une autre solution serait de ne pas proposer d'objectif et de chercher à chaque itération à améliorer la qualité du métamodèle dans l'espace des solutions ou avec une approche opposée de chercher différents objectifs de façon alternative pour favoriser l'exploration dans différentes zones de l'espace (investissement minimum, maximum de fenêtre, coût global minimum. ).

Une fois le métamodèle obtenu, il est possible de déterminer la plage de variation possible des différents paramètres pour respecter les contraintes. Il est alors possible alors de naviguer dans l'espace des solutions en modifiant un paramètre à la fois. De cette manière le concepteur peut mieux appréhender la plage de variation autorisée face à chacune des contraintes sur la conception générale. Ces plages de variations autorisées dépendent toutefois fortement du point de l'espace choisi. C'est pourquoi le choix d'une fonction objectif dès le

départ assure d'amorcer la représentation de l'espace sur un point intéressant pour le concepteur. Le métamodèle peut aussi être valorisé après une première optimisation en changeant l'objectif, ou en modifiant le seuil d'une contrainte voire même d'ajouter une contrainte. Il sera quand même nécessaire de relancer l'optimisation et donc plusieurs simulations pour garantir un résultat satisfaisant.

Le métamodèle peut être enrichi de façon manuelle aussi. En naviguant dans l'espace de décision, les résultats dépendant de la simulation sont alors estimés par le prédicteur. Il serait alors possible pour l'utilisateur de choisir d'évaluer un point de l'espace, donc de réaliser une simulation et ainsi mettre le métamodèle à jour de même que les différentes plages de variations possibles pour les paramètres.

Cette approche est très prometteuse pour un problème de conception, car elle permet d'évaluer l'espace de liberté sur les paramètres définis par des contraintes et en réduisant au mieux les temps de calculs nécessaires. Une des limites reste le nombre paramètres admissibles pour assurer une bonne exploration et une bonne convergence avec un minimum d'appel à la simulation. La solution serait d'utiliser les paramètres globaux du bâtiment afin de réduire la dimension du problème. Dans la partie suivante nous étudierons des pistes pour lier ces paramètres globaux à une description complète du bâtiment.

## **CHAPITRE V Sélectionner les éléments constitutifs du bâtiment à partir de ses paramètres globaux.**



## V.1 Introduction

Dans la partie précédente, nous avons mis en œuvre une méthodologie pour déterminer un espace de solutions défini par des contraintes sur un jeu de paramètres globaux. Un des problèmes de cette approche est que pour déterminer certains critères comme l'investissement nécessaire ou le coût en énergie grise du bâtiment il est nécessaire de connaître la composition de chaque élément du bâti. Ainsi pour un jeu de paramètres globaux donné, soit un point de l'espace des paramètres, il peut exister une infinité de solutions constructives correspondantes. En prenant l'exemple du paramètre définissant l'isolation opaque, il est possible d'isoler différemment chaque paroi du bâtiment, et chaque paroi peut elle aussi être composées de différentes couches, elles même de différentes épaisseurs et matériaux.

Pour remédier à ce problème, nous proposerons différentes approches afin de déterminer les paramètres discrets de l'ensemble du bâtiment à partir d'un jeu de paramètres globaux. Ces méthodologies devront alors traduire les réalités de la construction tout en garantissant que les solutions proposées soient techniquement réalisables. Il s'agit donc de déterminer un lien entre les paramètres globaux du bâtiment et les paramètres permettant de décrire chaque paroi et fenêtre en un nombre fini de matériaux, épaisseur et éléments.

Pour cela, nous nous inspirerons de l'approche directe : en effet, il est très facile de déterminer les paramètres globaux d'un bâtiment à partir de l'ensemble de ses paramètres discrets. Pour inverser le processus, nous établirons certaines hypothèses de conception afin de réduire le nombre de dimensions du problème tout en appliquant les règles de l'art propres aux métiers du bâtiment.

Enfin nous proposerons les différentes applications de cette méthodologie notamment pour le lien à une base de données de solutions constructives.

## V.2 Poser le problème

On considère que l'on a comme seule donnée d'entrée le vecteur de paramètres globaux  $x$  fournis, défini de la même façon que la méthode précédente, ainsi que l'esquisse du bâtiment. On considère donc que le métré de chaque paroi est connu, de même que les surfaces de fenêtres pour chaque orientation.



Il existe deux problèmes distincts, le premier étant de lier les différents éléments constitutifs de chaque paroi aux paramètres globaux et un autre spécifique pour les fenêtres. Ces problèmes sont illustrés Figure V-1.

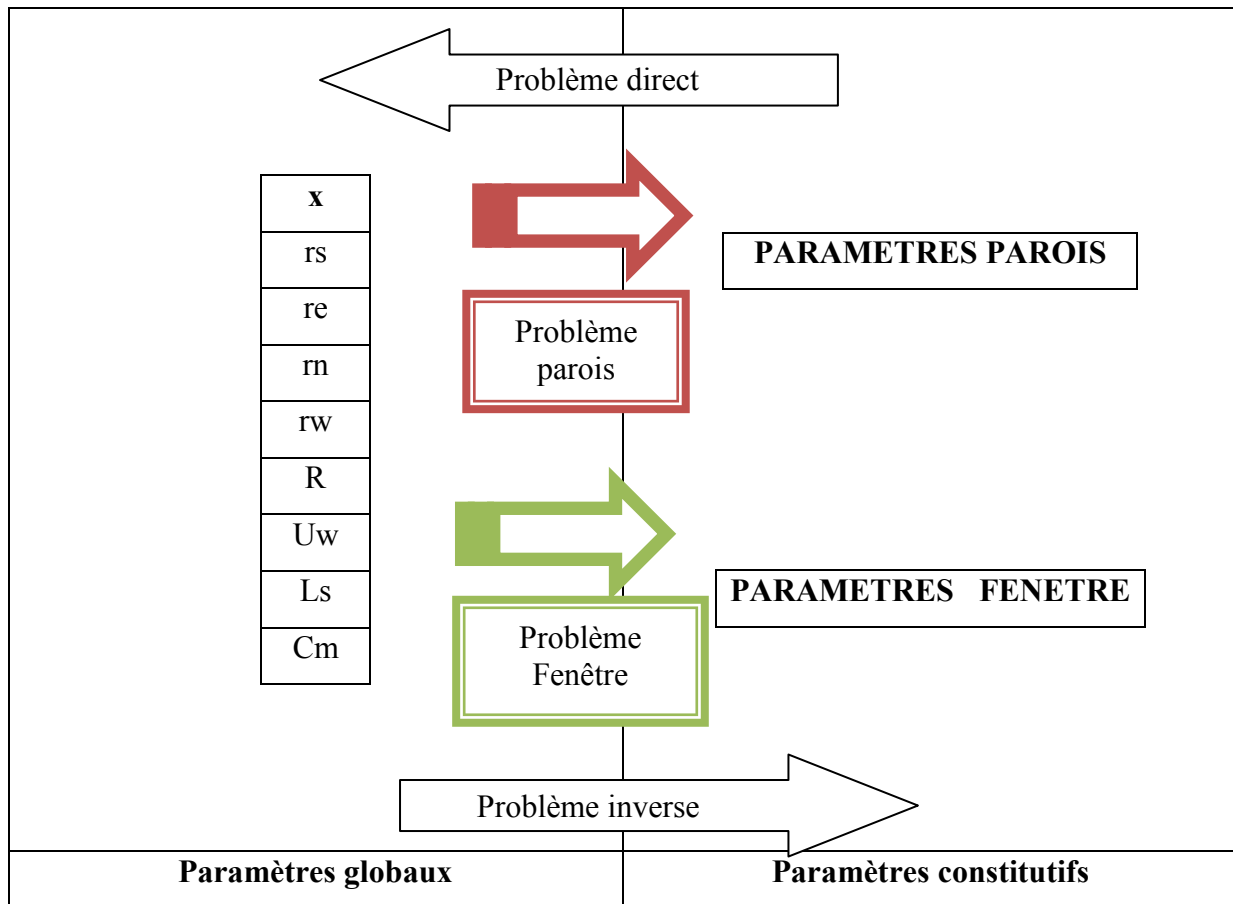


Figure V-1 Lien entre paramètres globaux et paramètres constitutifs

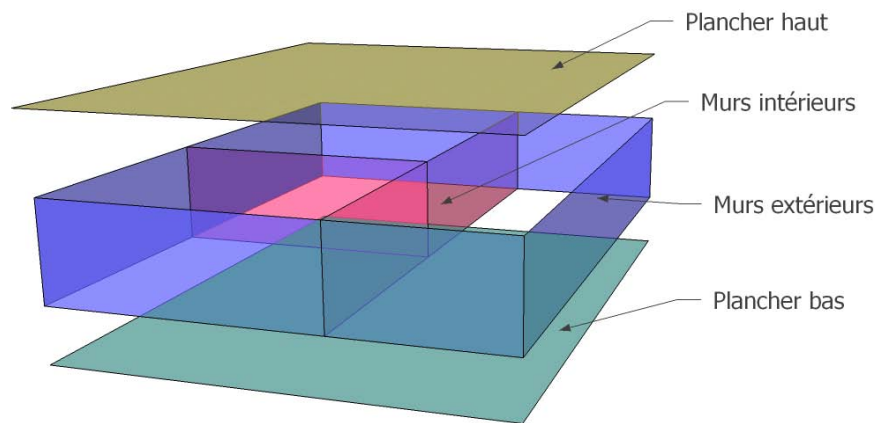
Pour les parois, il s'agit donc de trouver les différentes composantes pour les parois et les fenêtres. Ce problème ayant une infinité de solutions, il est nécessaire d'ajouter de l'information a priori. La Figure V-1 schématise le lien entre les paramètres globaux et les paramètres constitutifs du bâtiment.

### V.3 Caractériser les parois opaques

En considérant que l'on connaît les caractéristiques physiques globales du bâtiment, le premier problème est que les parois ne sont pas identiques. Par exemple, cette différenciation s'explique du fait qu'il est plus facile et donc moins coûteux d'isoler un plancher haut plutôt

qu'un mur extérieur. On se propose alors de différencier les parois par leur topologie. Les différentes typologies retenues sont :

- Mur extérieur
- Mur intérieur (lourd, pris en compte dans le calcul d'inertie)
- Plancher haut extérieur
- Plancher bas extérieur
- Plancher intermédiaire



**Figure V-2 Décomposition des parois d'un bâtiment d'un niveau**

On fait alors un compromis entre discrétiser chaque paroi et forcer une typologie unique sur tout le bâtiment. Avec cette décomposition, telle qu'indiquée sur la Figure V-2, les parois d'une même typologie seront identiques. Ce choix a été orienté par les différents produits que l'on applique sur chacune de ces parois.

	Surface par typologie
Mur extérieur	$A_{\text{Murs Extérieurs}} = \sum A_{\text{Mur extérieur esquisse}} - A_{\text{fenêtre}}$
Mur intérieur	$A_{\text{Murs Intérieurs}} = \sum A_{\text{Mur intérieur esquisse}}$
Planchers hauts extérieurs	$A_{\text{Planchers Hauts}} = \sum A_{\text{Plancher Haut esquisse}}$
Planchers bas extérieurs	$A_{\text{Planchers Bas}} = \sum A_{\text{Plancher Bas esquisse}}$
Plancher intérieur	$A_{\text{Planchers Intérieurs}} = \sum A_{\text{Plancher intérieur esquisse}}$

**Tableau V-1 Surfaces du bâtiment par typologie de parois**

D'autres solutions sont envisageables et il est tout à fait possible d'ajouter d'autres typologies en fonction des besoins, telles que par exemple les parois en contact avec un local non chauffé. Ainsi, à partir des données de surface, des données de l'esquisse et les différents ratios de fenêtre, on peut déduire les surfaces correspondant à chaque typologie, tel que décrit dans le Tableau V-1.

On remarquera que la surface de murs extérieurs est dépendante des ratios de fenêtres. Ces paramètres influant sur la surface opaque du bâtiment, vont aussi influencer sur la sélection des modes constructifs à appliquer. On pourra donc considérer que le problème de sélection des parois dépend des ratios de fenêtre ( $r_s$ ,  $r_e$ ,  $r_n$ ,  $r_w$ ), de la résistance thermique équivalente opaque ( $R$ ), et du paramètre d'inertie ( $C_m$ ).

On rappellera que  $R$  se calcule de la manière suivante :

$$R = \frac{1}{\frac{\sum U_{\text{paroi}} \cdot A_{\text{paroi}} + \psi_{\text{tot}}}{\sum A_{\text{paroi}}}} \quad (52)$$

avec

$U_{\text{paroi}}$  est la conductance d'une paroi en  $W/(m^2.K)$

$A_{\text{paroi}}$  est la surface d'une paroi en contact avec l'extérieur en  $m^2$

$\psi_{\text{tot}}$  est l'ensemble des ponts thermiques en  $W/K$

Et que  $C_m$  se calcule

$$C_m = \frac{\sum A_{\text{paroi}} \cdot \chi_{\text{paroi}} + 20 \cdot A_{\text{niv}}}{A_{\text{niv}}} \quad (53)$$

avec :

$A_{\text{paroi}}$  ( $m^2$ ) : surface de la paroi (parois intérieures comprises)

$A_{\text{niv}}$  ( $m^2$ ) : surface utile du niveau étudié du bâtiment en retenant les surfaces habitables pour les logements et la SHON pour les autres bâtiments (seules les parties chauffées au sens des Th-C sont à prendre en compte).

$\chi_{\text{paroi}}$  ( $kJ/m^2/K$ ) : capacité calorifique surfacique de la paroi  $i$  pour une période de 24 heures ( $j$ = indice de période journalière) calculée selon la norme NF EN ISO 13786 «Performance thermique des composants de bâtiment– Caractéristiques thermiques dynamiques– Méthodes de calcul ».

Le choix de la séquence de 24h est justifiable par la durée d'une journée. Cependant d'autres effets inertiels de période différente sont alors négligés lors de la simulation. D'autres méthodes de simulation permettent de prendre ces effets en compte : Energyplus [14], Comfie [42]...

Les paramètres globaux peuvent alors être intégrés comme contrainte d'égalité d'un problème d'optimisation, où les ponts thermiques dépendent des parois en connexion. Ils sont liés au mode constructif, mais aussi avant tout à l'emplacement de l'isolation. Pour une première approche, les ponts thermiques seront considérés comme dépendants de l'emplacement de l'isolation. Ainsi  $\psi_{\text{tot}}$  n'aura que trois valeurs possibles pour un bâtiment donné (isolation intérieure, répartie et extérieure). Un calcul plus fin des ponts thermiques est envisagé une fois la méthode éprouvée.

### **V.3.1 Méthode d'optimisation**

Une approche envisagée est la mise en place d'un problème d'optimisation sous contrainte d'égalité avec les paramètres globaux. Cette solution est à envisager dans le cas où aucune information n'est disponible sur les éléments constructifs à mettre en œuvre. On peut imaginer la valorisation de cette discrétisation à partir de données volumiques sur les matériaux afin de caractériser le bâtiment par une énergie grise ou de coût.

Après avoir déterminé les différents types de parois, chaque typologie est décomposée en différentes couches et différents matériaux. Comme précédemment, il existe une infinité de solutions. Pour réduire les solutions à des cas réels, on fixe certaines contraintes sur chaque paroi.

Chaque typologie de paroi est composée de différentes couches. Dans un premier temps, on se restreindra aux couches à forte inertie thermique et/ou à forte résistance thermique. Les parements, enduit et autres couches de faible impact thermique sont négligés.

Les murs et les planchers intérieurs n'ont pas un rôle d'isolation, mais apportent de l'inertie. Une paroi intérieure peut donc être représentée très simplement comme une couche unique d'un seul matériau. Suivant les cas, il est envisageable d'avoir des parois intérieures légères (cloison de séparation) ou lourdes (pour l'inertie). À noter, que les contraintes mécaniques ne sont pas prises en compte. Ces données sont détaillées dans le Tableau V-2.

	<b>Couche intérieure</b>	<b>Couche Structure</b>	<b>Couche extérieure</b>
<b>Mur extérieur</b>	IntMe	strctMe	extMe
<b>Plancher haut extérieur</b>	IntPhe	strctPhe	extPhe
<b>Plancher bas extérieur</b>	IntPbe	strctPbe	extbe
<b>Mur intérieur</b>	-	strctMi	-
<b>Plancher intérieur</b>	-	strctPi	-

**Tableau V-2 Couches des Parois**

On considérera que la couche structure est la couche inertielle de la paroi, donc principalement constituée de matériaux lourds. Les couches intérieures correspondent à l'isolation par l'intérieur et les couches extérieures à l'isolation par l'extérieur.

Une couche est constituée d'un matériau et d'une épaisseur. Chaque couche est considérée homogène, c'est-à-dire qu'elle ne comporte qu'un seul matériau. Si certaines couches ne sont pas homogènes, on saisira le matériau homogène équivalent. Chaque couche peut être alors décrite comme dans le Tableau V-3.

<b>Couche</b>	<b>Matériaux</b>	<b>Epaisseur</b>
		<b>m</b>
<b>IntMe</b>	MatIntMe	$e_{\text{intérieure Mur extérieur}}$
<b>IntPhe</b>	MatIntPhe	$e_{\text{intérieure Plancher Haut}}$
<b>IntPbe</b>	MatIntPbe	$e_{\text{intérieure Plancher Bas}}$
<b>extMe</b>	MatextMe	$e_{\text{extérieure Plancher Bas}}$
<b>extPhe</b>	MatextPhe	$e_{\text{extérieure Plancher Haut}}$
<b>extbe</b>	Matextbe	$e_{\text{extérieure Plancher Bas}}$
<b>strctMe</b>	MatstrctMe	$e_{\text{structure Mur Extérieur}}$
<b>strctPhe</b>	MatstrctPhe	$e_{\text{Structure Plancher Haut}}$
<b>strctPbe</b>	MatstrctPbe	$e_{\text{structure Plancher Bas}}$
<b>strctMi</b>	MatstrctMi	$e_{\text{structure Mur Intérieur}}$
<b>strctPi</b>	MatstrctPi	$e_{\text{structure Plancher Intérieur}}$

**Tableau V-3 Définition des couches**

Il sera possible dans un second temps de définir l'ensemble des listes de matériaux à employer suivant les typologies de construction, voire de laisser libre le choix de différents matériaux. Les différentes typologies de matériaux poseront chacune un problème pouvant être résolu en parallèle pour les comparer une fois les épaisseurs déterminées.

Le problème d'optimisation à résoudre devient alors fortement complexe et n'apporte pas de réel avantage du fait que les murs une fois discrétisés ne seront sans doute pas disponibles pour la construction. Nous préférons donc une approche valorisant une base de données connue à priori rassemblant les matériaux et produits du bâtiment.

### **V.3.2 Valoriser une base de données**

Une autre approche est aussi envisageable avec l'aide de bases de données. En effet, certains constructeurs fournissent maintenant un mur complexe sur catalogue. Ainsi, les données de conduction et d'inertie peuvent être calculées en amont et intégrées dans la base de données. La différence avec le cas précédent est que chaque mur est une entité dont les épaisseurs et les matériaux sont fixés. Ainsi pour chaque typologie de paroi, il est envisageable de sélectionner directement les éléments dans la base de données.

Les bases de données existantes actuellement sur le marché Français sont Edibatec (<http://www.edibatec.org/>) et MaterialsDB (<http://www.materialsdb.org/>). MaterialsDB est libre d'accès pour les utilisateurs et permet aux industriels de saisir la plupart des données correspondant à leur matériel.

Le fonctionnement de la méthode dépend de la base de données qu'elle utilise. Certaines bases de données existantes sont des outils indispensables, à condition que les données soient suffisamment mises à jour et détaillées. Suivant les fabricants les données sont parfois manquantes ou incomplètes. Cette possibilité n'a pas encore été envisagée, mais il sera nécessaire que l'outil développé sache s'adapter à cette contrainte.

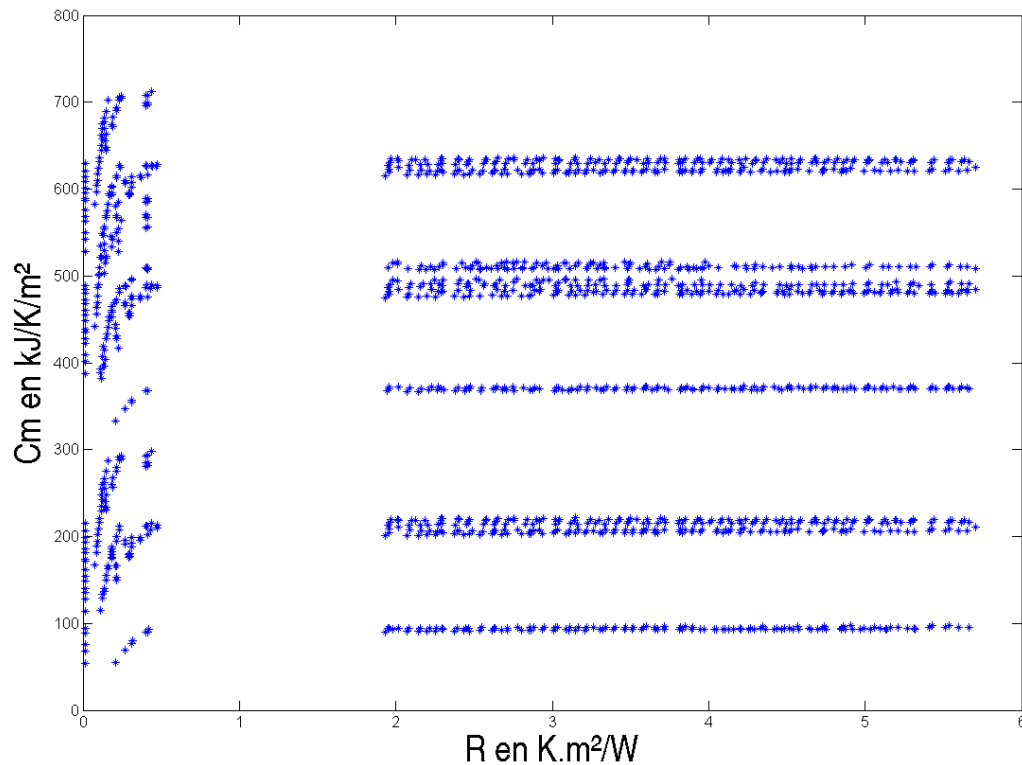
On supposera par la suite que l'on dispose d'une base de données de parois. Chaque paroi sera caractérisée physiquement par sa résistance thermique et sa capacité surfacique. D'autres caractéristiques pourront être intégrées comme coût en énergie grise ou le coût financier du produit installé. De cette manière, tous les modes constructifs sont pris en compte, chaque changement d'épaisseur d'une couche de matériaux conduisant à la création d'une nouvelle paroi.

Dans l'approche précédente, on supposait que les paramètres physiques de bâtiment étaient continus. Dans la pratique, cette continuité n'existe pas et les coefficients physiques déterminant la résistance et la capacité thermique du bâtiment sont calculés à partir des données portant sur les parois du bâtiment. Il est donc nécessaire de limiter la plage de variation des paramètres physiques du bâtiment aux seuls cas réalisables. En considérant que la base de données regroupe l'ensemble des cas possibles, il est donc possible de tous les évaluer.

Pour un ensemble de ratios de fenêtre donnés, on connaît la surface des murs extérieurs et ainsi l'ensemble des surfaces : mur extérieur, mur intérieur, plancher haut, plancher bas et plancher intérieur.

Pour chaque combinaison de parois disponibles dans la base de données, on peut calculer avant la mise en œuvre de l'optimisation la résistance thermique moyenne et la capacité surfacique moyenne de l'ensemble du bâtiment. On notera que la résistance thermique moyenne du bâtiment ne porte que sur les parois en contact avec l'extérieur, alors que la capacité surfacique moyenne dépend de toutes les parois du bâtiment.

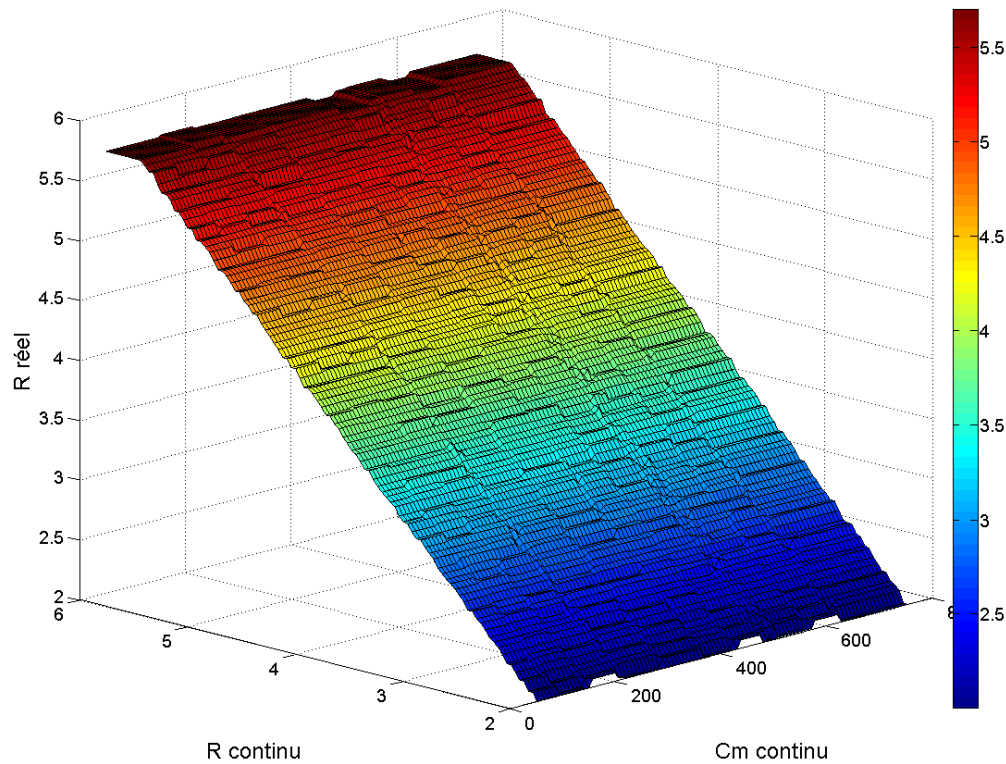
Chaque solution constructive possible est alors évaluée en termes de résistance thermique et d'inertie. En partant d'une base de données réduite à 5 parois différentes par typologie, on obtient déjà des dizaines de milliers de possibilités. Cependant, dans ces solutions beaucoup sont aberrantes, ou non intéressantes. Pour permettre de trier ces solutions, on réalise un maillage préalable sur  $C_m$  et  $R$ , par exemple (100,100) entre leurs valeurs minimales et maximales respectives.



**Figure V-3 : Solutions discrètes pour un taux de fenêtre de 0.16**

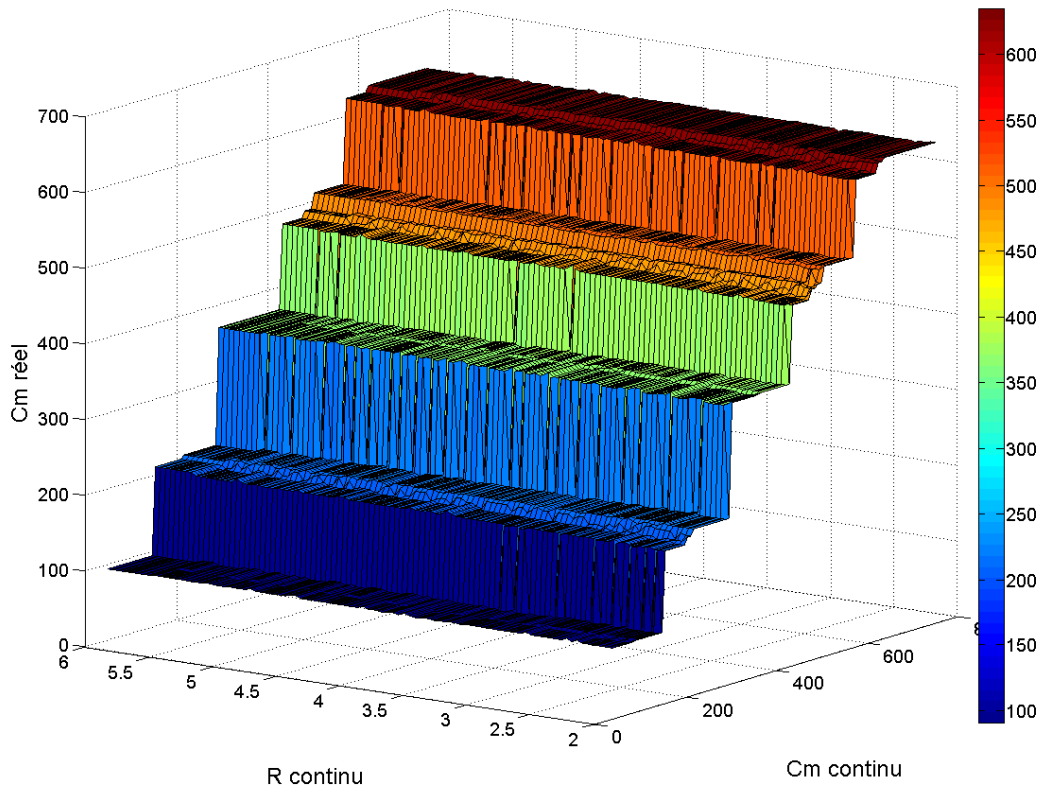
Une fois, le maillage réalisé, on n'autorise plus qu'une seule solution possible pour chaque maille. Nous avons choisi de prendre la solution offrant le chiffrage économique minimal pour chaque maille. Il serait toutefois possible de préférer le coût en énergie grise minimum ou une combinaison des deux coûts. Cette approche n'est envisageable que par la connaissance préalable des surfaces et des volumes de matériaux mis en œuvre. Les solutions possibles sont alors représentées sur la Figure V-3. Ainsi, pour un couple R et Cm donnés, on attribuera la solution constructive attribuée à cette maille en mettant à jour les valeurs de R et Cm. Dans le cas où le couple R et Cm n'a pas de solution constructive, on attribuera la solution constructive du couple R et Cm le plus proche.





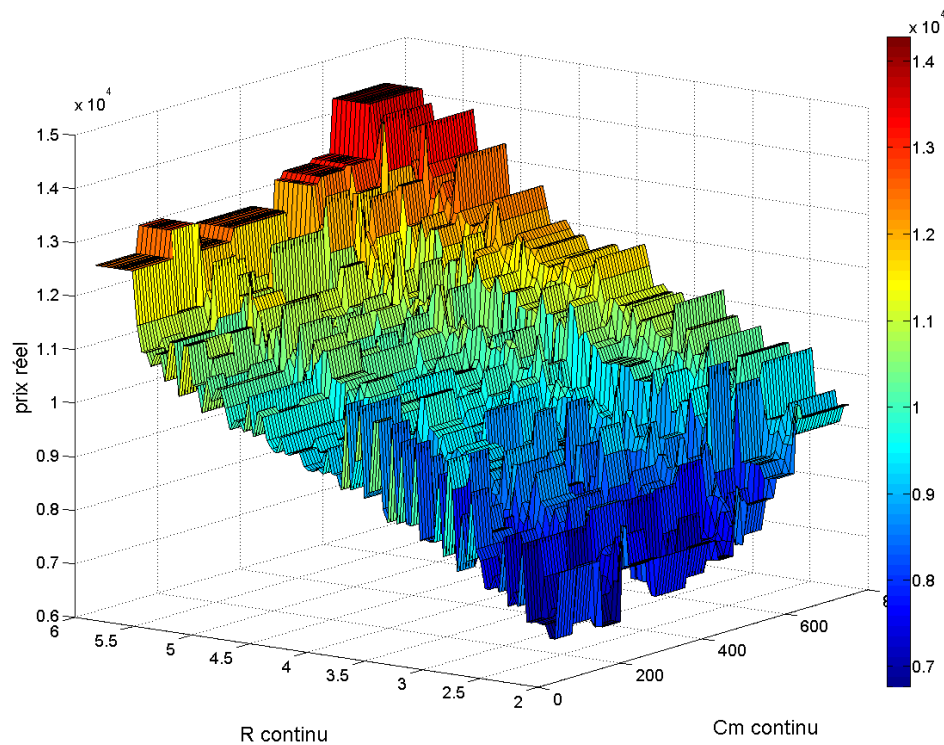
**Figure V-4 : R réel en fonction de R et C continus**

Ainsi, comme représentée sur la Figure V-4, la valeur autorisée pour le paramètre R dépendra du couple R-Cm pour une valeur de taux de fenêtre donné (ici 0.16). On distingue qu'il n'y a que peu de divergence entre la valeur R continue et R réel, mise à part la saturation au delà de  $R=5.7$ . Ceci est dû au fait que l'ensemble des solutions constructives disponible ne permet pas d'atteindre une valeur supérieure pour ce taux de fenêtre. Pour la prise en compte de l'inertie, on distingue au contraire l'apparition de différents paliers. Ces paliers sont en fait la traduction de l'isolation par l'extérieur d'une surface du bâtiment. Ainsi, comme on peut le voir dans la Figure V-5, il sera difficile de considérer l'inertie comme un paramètre continu avec ce type de modélisation.



**Figure V-5 : Cm réel en fonction de R et Cm continus**

Il est donc possible d'intégrer cette discrétisation au sein de l'approche d'optimisation telle que décrite au chapitre précédent. En effet, les tris des différentes solutions ont été effectués par une minimisation du coût de l'ensemble des parois pour chaque maille R-Cm. Il est donc possible de déterminer le coût de ces parois en fonction du couple R-Cm. Ceci a été représenté dans la Figure V-6. On notera que le prix des parois est cette fois-ci hautement multimodal. Il est donc tout à fait possible que sous une contrainte de coût, l'espace des solutions soit discontinu et que les méthodes d'optimisation du chapitre précédent, se révèlent parfaitement adaptées. Ces paliers sont dus aux différentes variantes d'épaisseur de béton pour les murs extérieur et intérieur, mais aussi placement de l'isolation des murs (intérieur et extérieur).

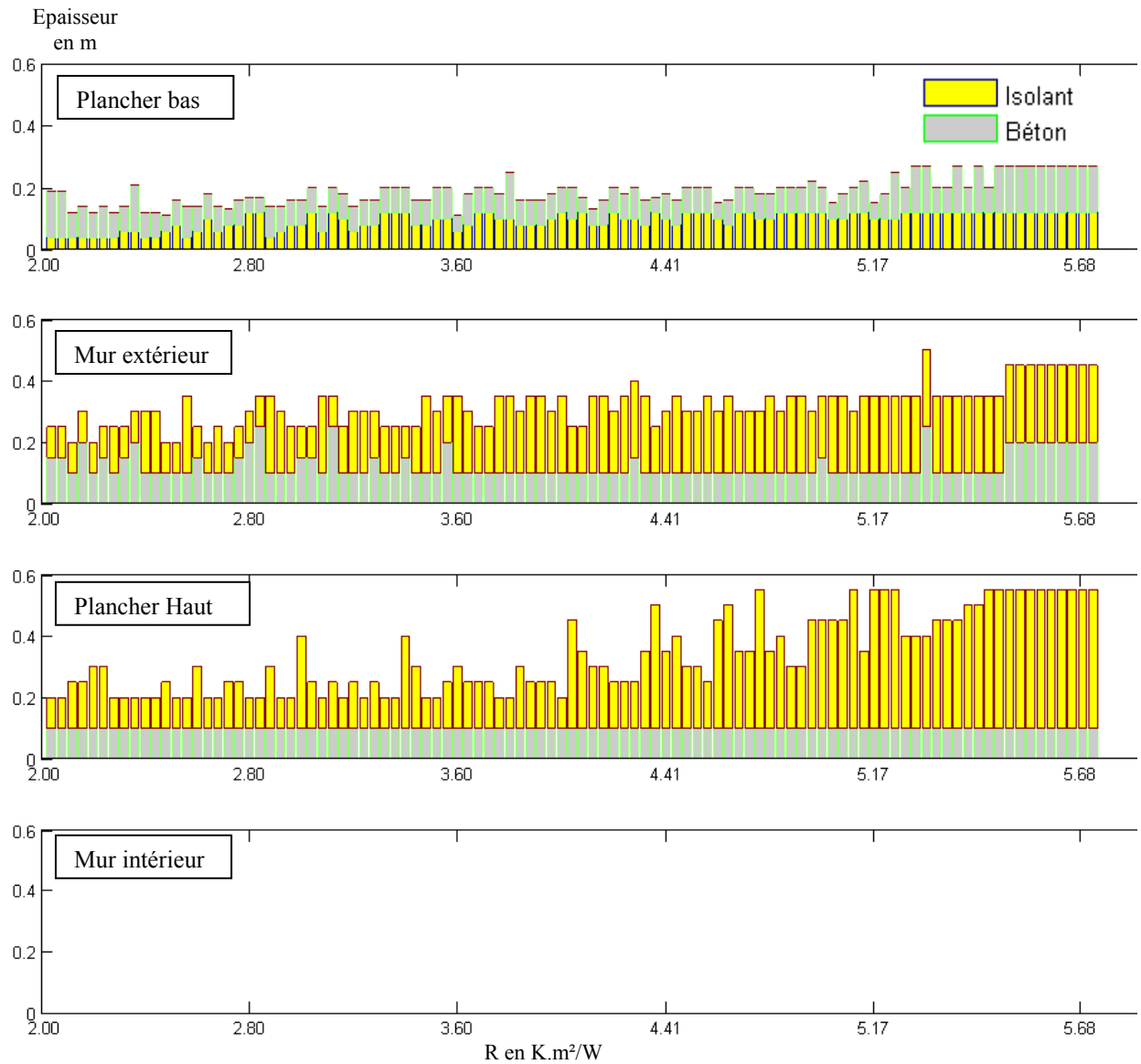


**Figure V-6 : Prix réel en fonction de R et Cm continus**

Pour chaque point de l'espace R-Cm, il est donc possible de déduire le type de parois à appliquer au bâtiment pour respecter au mieux les valeurs R et Cm. Ainsi à partir des paramètres R pour la résistance opaque et la capacité Cm pour l'inertie globale du bâtiment, il est possible de prescrire les différentes parois du bâtiment. Il est donc possible pour un module d'optimisation de contrôler le grand nombre de variables des différentes parois en n'utilisant que ces paramètres.

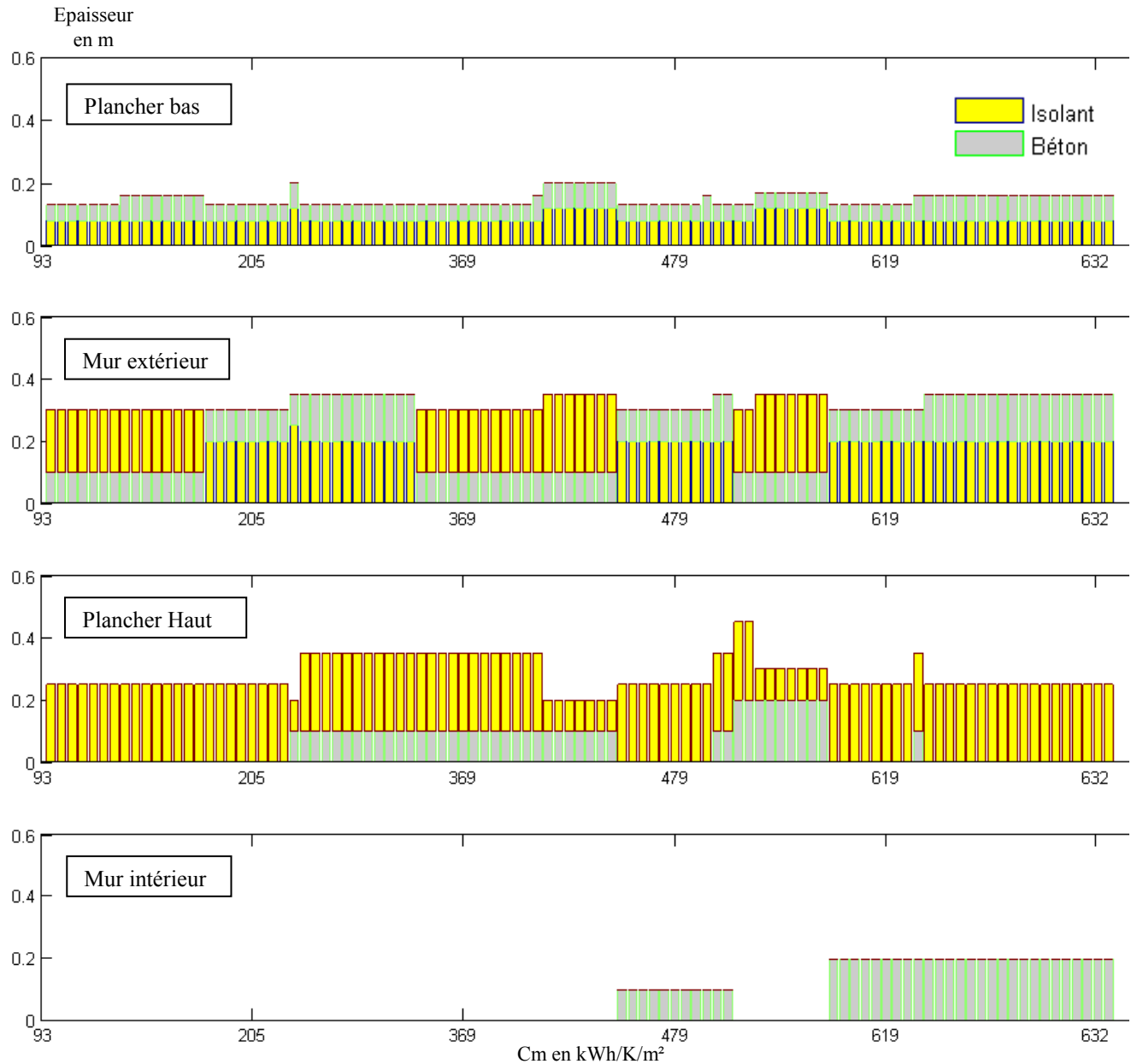
Ces paramètres globaux peuvent être aussi pilotés par le concepteur. On peut ainsi ajouter de l'inertie ou mieux isoler le bâtiment pour tester une variante bien plus efficacement qu'en changeant chaque typologie de paroi une à une.

Pour vérifier cette approche, nous avons fait varier respectivement R et Cm sur le bâtiment test avec comme origine  $R=3,95 \text{ K.m}^2/\text{W}$  et  $Cm= 369 \text{ kWh}/(\text{K.m}^2)$ . Pour chaque maille de l'espace atteinte nous avons représenté dans les Figure V-7 et Figure V-8, les épaisseurs de béton et d'isolant correspondantes.



**Figure V-7 Parois associées suivant R moyens, combinaisons minimisant le coût total**

Dans la Figure V-7,  $R$  varie de sa valeur minimale à sa valeur maximale avec  $C_m$  constant. Par convention, nous avons choisi de prendre l'extérieur à 0 cm. Ainsi le plancher bas est isolé sous la dalle et les autres parois sont isolées par l'intérieur. On remarque que la répartition de l'isolant varie entre les différentes parois suivant la valeur de  $R$ . Cette variation est une conséquence du choix de minimiser le coût de l'ensemble des parois sur chaque maille. L'impact du béton sur la résistance globale des parois est aussi pris en compte ce qui explique les légères variations d'épaisseurs dans le mur extérieur. Les murs intérieurs n'ont pas d'épaisseur de béton, donc on considère l'ensemble des parois intérieures légères. Enfin,  $C_m$  ne reste pas constant parfaitement, mais reste compris entre 368 et 374 kJ/K/m². Cette variation reste acceptable, ce qui permet de considérer que  $R$  est non couplé à  $C_m$ .



**Figure V-8 Parois associées suivant Cm moyens, combinaisons minimisant le coût total**

Suivant le même principe en faisant varier  $C_m$ , gardant  $R$  constant, les différentes parois sont représentées Figure V-8. Dans ce cas, les épaisseurs d'isolant restent constantes et les épaisseurs de béton varient. Pour le mur extérieur, nous avons pris en compte des murs isolés par l'intérieur et par l'extérieur. Ainsi suivant la valeur d'inertie voulue le mode constructif peut être amené à changer (par convention l'extérieur est sur l'épaisseur 0). Le paramètre  $R$  varie aussi quelque peu entre 3.945 et 3.974 K.m²/K. Comme précédemment on pourra donc considérer que l'on pourra faire varier  $C_m$  sans affecter  $R$ .

Dans les cas présentés ici, nous avons attribué une paroi unique par typologie. Pour le cas particulier des murs intérieurs, cette solution n'est pas toujours réaliste. Il serait nécessaire de faire varier aussi le taux de mur intérieur qui contribue à l'inertie. On peut donc imaginer que différents taux de murs intérieurs soient « lourds » ou non. Le principal avantage serait d'avoir plus de solutions constructives différentes et ainsi autoriser plus de couples  $R$  et  $C_m$  différents, ce qui servirait le problème de conception.

Enfin, l'intégralité des calculs présentés ici peut être réalisée a priori à partir de la base de données et il sera juste nécessaire de faire le lien entre le couple  $R$  et  $C_m$  pour un taux de fenêtre donné. Ceci ne demandant que très peu de temps de calcul, il est envisageable d'intégrer le maillage ainsi réalisé au maillage de la sous-optimisation de la partie précédente et de cette manière garantir un calcul de coût en énergie grise et de coût financier bien plus sûr que les fonctions préalablement proposées. Il reste tout de même à vérifier le comportement de cette méthode avec une grande base de données qui du fait du nombre de combinaisons risque de demander une quantité de calcul gigantesque. C'est pourquoi on pourra envisager de présélectionner les différentes parois dans la base afin de faciliter ces calculs.

#### **V.4 Caractériser les fenêtres**

Les fenêtres sont déterminées dans les paramètres globaux par les ratios de fenêtre et la conductance équivalente de ces fenêtres.

Les performances des fenêtres dépendent du nombre de vantaux et de leurs dimensions. Ceci permettant de calculer la part de menuiserie et la part de vitrage pour chaque fenêtre. Ainsi un couple unique vitrage et menuiserie donnera différents  $U_w$  pour des dimensions différentes. Pour simplifier le problème à résoudre, on considérera que la forme des fenêtres (rapport hauteur/largeur ainsi que le nombre de vantaux) a été fournie pour chaque fenêtre du bâtiment, le fait de changer le ratio de fenêtre ne faisant que modifier la surface des fenêtres. Dans le cas où aucune information n'est renseignée on considérera de façon standard que les fenêtres ont un nombre de vantaux donné et que leur dimension est une homothétie centrée de chaque mur extérieur dans chaque pièce. Nous obtenons ainsi une fenêtre qui ne dépassera pas d'une pièce à l'autre. À partir de toutes ces règles, il est alors possible de placer une fenêtre

dans un modèle de simulation énergétique discrète comme EnergyPlus ou Comfie. Ces simulateurs nécessitent au minimum un  $U_w$  et un facteur solaire pour déterminer une fenêtre, mais pour réaliser un chiffrage il est nécessaire de connaître la menuiserie et le vitrage.

Comme pour les parois opaques, on s'inspirera du calcul direct du  $U_w$  pour déterminer l'ensemble des fenêtres qui correspondra le mieux. On en déduit une formule de calcul du  $U_w$  moyen sur l'ensemble du bâtiment. :

$$U_w = \frac{U_g(A_{\text{fenêtres totales}} - l_{\text{gtot}} * e_f^{\text{moyen}}) + U_f(l_{\text{gto}} * e_f^{\text{moyen}}) + \psi_g l_{\text{gtot}}}{A_{\text{fenêtres totales}}} \quad (54)$$

$l_{\text{gtot}}$  est le périmètre total de l'ensemble des fenêtres

$e_f^{\text{moyen}}$  est l'épaisseur moyenne du cadre (on pourra envisager une discrétisation plus fine)

$U_g$  est le coefficient surfacique en partie centrale du vitrage en  $W/(m^2.K)$ .

$U_f$  est le coefficient surfacique moyen de la menuiserie en  $W/(m^2.K)$

$\psi_g$  est le coefficient linéique du à l'effet thermique combiné de l'intercalaire du vitrage et du profilé, en  $W/(m.K)$ .

Les ponts thermiques liés à la pose de la menuiserie par rapport à l'isolant (nu intérieur, tunnel, nu extérieur), sont considéré fixe

Comme pour les parois opaques, il est envisageable de grouper les différentes fenêtres par typologie : battantes, coulissantes, porte fenêtre... Chaque typologie aillant ses propres contraintes de mise en œuvre et ses propres produits dédiés. Dans le cas où aucune information n'est connue sur les fenêtres à réaliser, on réalisera le même raisonnement avec une seule typologie pour toutes les fenêtres.

On considérera que  $U_g$  et  $U_f$  sont les mêmes pour une typologie de fenêtres. C'est-à-dire que les fenêtres d'une même typologie sont du même modèle (mais peuvent être de dimension différentes).

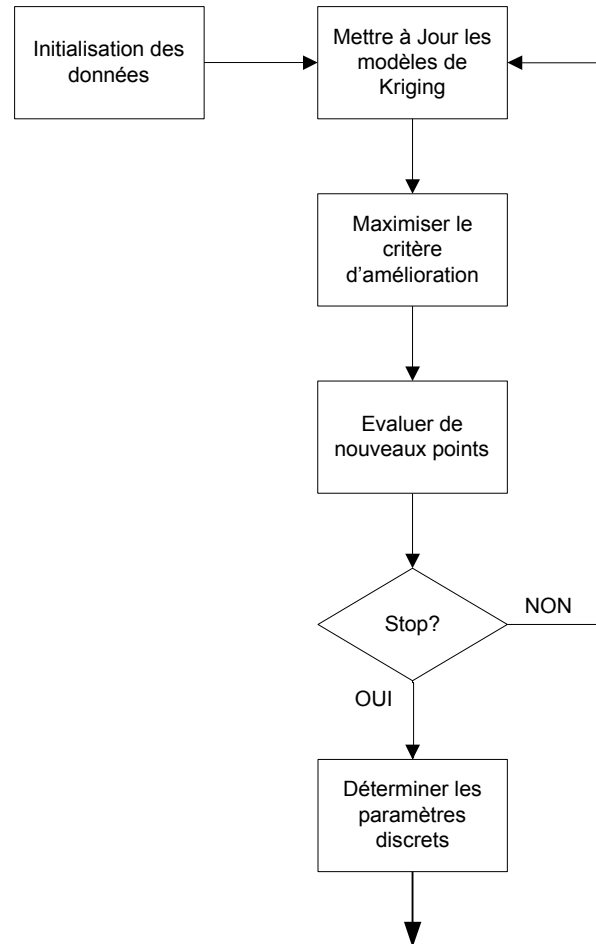
On appliquera alors la même solution évoquée précédemment à partir d'une base de données de menuiseries et de vitrages. Cependant, les bases de données sur les fenêtres prenant en compte l'énergie grise sont encore très incomplètes, et ceci pourrait être un frein à l'application du critère énergie grise pour les fenêtres.

## **V.5 Perspectives pour une telle approche**

Cette approche permet de partir d'un jeu de paramètres globaux du bâtiment pour en déterminer les différents composants. Il devient alors possible de laisser le concepteur manipuler directement les paramètres globaux pour réaliser une simulation tout en sélectionnant les produits du bâtiment correspondant pour prendre en compte différents critères tels que le chiffrage économique ou l'énergie grise.

Dans le cas d'un simulateur utilisant un modèle global, il est possible d'alimenter directement le modèle énergétique à partir de paramètres globaux. En effet, toutes les surfaces déperditives sont ramenées à une résistance, de même pour les fenêtres. Ainsi, on peut imaginer lancer une optimisation sur un modèle global afin d'en déduire les paramètres globaux du bâtiment. Ces paramètres permettront de déduire dans un deuxième temps les éléments à mettre à œuvre dans le bâtiment pour satisfaire la performance voulue. Un exemple de mise en œuvre est présenté Figure V-9. Cette technique marcherait en monozone, mais demandera vérification et approfondissement en multizones.



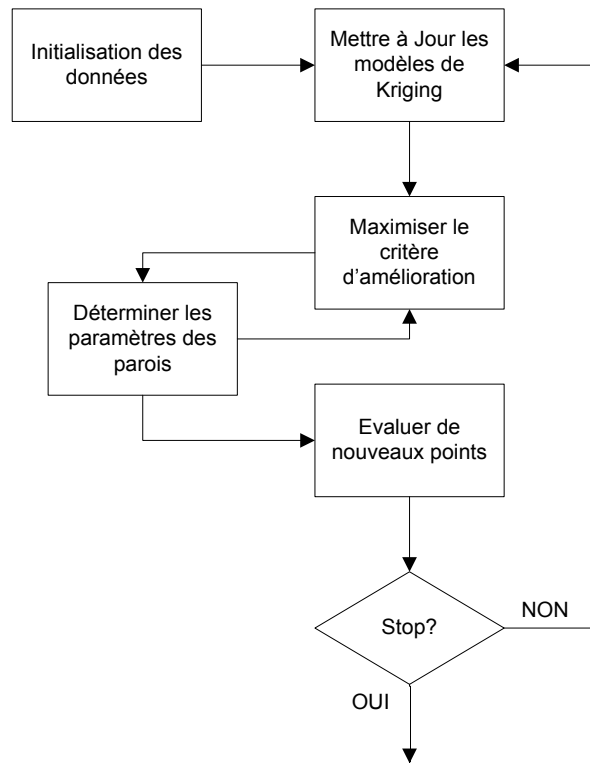


**Figure V-9 Schéma de fonctionnement avec Modèle global**

Si certains critères comme celui de l'énergie grise ou du coût sont pris en compte dans le modèle global, il est tout à fait probable qu'il sera nécessaire de décrire le bâtiment de façon discrète à chaque simulation.

Dans le cas d'un simulateur modélisant les différentes parois d'un bâtiment (Comfie [10], EnergyPlus [14] ..), il est envisageable de l'alimenter avec seulement des paramètres globaux, ceci à condition de fixer un très grand nombre de valeurs par défaut et en couplant certains paramètres (l'épaisseur d'isolation du plancher haut est le double de celle des murs).

D'un autre côté, il est difficile de faire une optimisation globale avec tous les paramètres du bâtiment. Une méthode est alors possible, consistant à utiliser une méthode d'optimisation globale avec des paramètres globaux qui sélectionneront les solutions constructives permettant de renseigner l'ensemble des paramètres d'entrée du modèle énergétique du bâtiment discrétisé, tel qu'indiqué sur la Figure V-10.



**Figure V-10 Schéma de fonctionnement avec Modèle discret**

Avec cette approche, les paramètres globaux du métamodèle permettent de choisir la solution constructive voulue pour évaluer les critères tels que le coût économique ou l'énergie grise. Le métamodèle servant à approximer les résultats de simulations ne serait alors pas rentré directement dans le modèle de simulation, on peut alors estimer que les paramètres globaux du métamodèle permettent de piloter la simulation énergétique en ayant réduit largement le nombre de paramètres.

## V.6 Conclusion

Cette partie apporte les fondations pour lier la méthode d'optimisation sur les paramètres globaux avec des critères nécessitant une description précise de ses composants (paroi, matériaux, modèle...). Deux approches ont alors été imaginées, une première reposant sur une optimisation d'un critère énergétique ou financier sous contrainte d'égalité. Cette méthode permet d'apporter une solution qui répond précisément aux paramètres globaux, mais sans pouvoir vérifier la faisabilité de la solution considérée. La deuxième consiste à déterminer

l'ensemble des solutions réalisables à partir d'une base de données et de les trier afin de ne laisser sélectionner que les solutions les plus propices à la construction.

L'application de cette deuxième solution autorise alors à pouvoir réaliser des chiffrages précis sur le bâtiment permettant d'améliorer les critères utilisés en contraintes ou en objectif dans la partie précédente.

De la même façon que pour les critères de chiffrages, cette description enrichie du bâtiment permet d'alimenter un modèle énergétique discret et ainsi de s'affranchir du modèle R-C global. Avec cette méthode, il est donc envisageable de réaliser des optimisations comme dans la partie précédente, mais en remplaçant le modèle R-C par un autre code calcul énergétique plus précis voire même d'y intégrer un ou des paramètres sur la gestion multizone du bâtiment.

Quelques zones d'ombre restent tout de même à éclaircir. La mise en œuvre de ces méthodes pour lier échelles globales et discrètes n'a pas encore pu être testée à partir d'une base de données réelle de grande taille, et différentes solutions devront sans doute être mises en œuvre pour limiter le nombre des différentes combinaisons de solutions constructives.

De plus, pour garantir la validité du lien entre multizones et approche globale, il sera tout de même nécessaire de vérifier la dispersion des résultats d'un modèle tel que Comfie ou EnergyPlus pour un même bâtiment avec les mêmes paramètres globaux, mais avec des solutions constructives différentes.

## **CHAPITRE VI      Conclusion et Perspectives**



## **VI.1 Conclusion**

Le but de la thèse est de démontrer la faisabilité d'une analyse multicritères systématique applicable dans les premières phases de conception d'un bâtiment. Cette méthode d'analyse a pour but d'être intégrée dans un outil d'aide la conception avec prise en compte de l'évaluation des performances énergétiques du bâtiment en phase amont. Ainsi nous nous sommes concentrés sur le niveau d'information disponible lors de la phase d'esquisse et nous avons déterminé une méthodologie d'application s'intégrant au mieux dans le processus de conception.

Dans la première partie, nous avons évoqué le processus de conception ainsi que les différents acteurs présents. Nous avons identifié que la qualité énergétique d'un bâtiment est déterminée dès l'esquisse et la prescription des éléments constitutifs du bâtiment. Le bâtiment est évalué à l'aide d'un outil de simulation énergétique et cette évaluation est le plus souvent réalisée par un bureau d'étude indépendant. La conception est alors mise à jour de façon itérative afin de satisfaire l'ensemble des exigences du programme. Nous avons cherché à proposer une approche permettant d'apprécier l'ensemble des solutions réalisables pour une esquisse donnée et un programme spécifique.

Du fait de la nécessité d'évaluer la qualité énergétique d'un bâtiment, nous avons étudié des méthodes d'évaluations énergétiques. Nous en avons conclu qu'il était nécessaire de réaliser une simulation énergétique du bâtiment dans des conditions normalisées pour construire un ensemble de critères : Besoin de chauffage, besoin de froid, Besoin bioclimatique, Température d'inconfort, Consommation... Il existe différentes techniques de modélisation et méthodes de résolution suivant le critère recherché et la précision voulue. On rappellera que les bâtiments à faible consommation nécessitent l'utilisation de modèles plus précis du fait que certains phénomènes physiques comme la déperdition du bâtiment ne sont plus dominants. On notera que suivant le critère recherché la quantité d'information nécessaire à la modélisation n'est pas la même. En effet, il faut décrire l'ensemble des systèmes installés pour estimer la consommation d'un bâtiment, mais pour les besoins énergétiques seuls les données relatives au bâti sont nécessaires, les scénarios de comportement étant considéré connu.

Compte tenu des informations du programme et de l'esquisse, nous nous sommes orientés vers une problématique d'optimisation. Différentes méthodes d'optimisation ont été

appliquées à ce genre de problèmes. On notera même la disponibilité d'une solution logicielle GenOpt [43] permettant d'utiliser différents algorithmes d'optimisation avec un modèle de simulation énergétique du bâtiment. Bien que disponibles, ces outils d'optimisation ne sont que très peu mis en œuvre du fait des importants besoins en temps de calculs requis. En effet dans de nombreux problèmes de conception bâtiment, il est nécessaire de mettre en œuvre une démarche d'optimisation globale. Or la simulation énergétique du bâtiment exige un temps de calcul non négligeable de quelques secondes à plusieurs minutes par simulation. D'autre part, la mise en œuvre d'une optimisation nécessite une certaine expertise dans le choix des paramètres à optimiser de même que pour paramétrer la méthode. Pour remédier à ce problème, il a été proposé de remplacer les résultats de simulation par un prédicteur construit sur une fonction de régression. Cette approche permet de réduire le nombre de paramètres à ceux influençant les résultats de simulations. Cependant, il est nécessaire de mettre en balance le nombre de simulations à réaliser avec la qualité du prédicteur. Nous avons poussé cette approche en appliquant une méthode d'optimisation sur métamodèle permettant de construire le prédicteur au fur et à mesure de la conception. Cette technique d'optimisation a pour but de valoriser la différence de temps de calcul entre les différents critères afin de réduire au maximum le nombre d'appels à la simulation.

Nous avons alors mis en œuvre une méthodologie devant s'appliquer en fin de phase d'esquisse. Tout d'abord, nous avons déterminé un faible nombre de paramètres permettant de réaliser une évaluation du besoin énergétique d'un bâtiment connaissant sa forme. Le choix de ces paramètres a été déterminé à partir des choix de modélisation utilisés dans la réglementation française. Il ne s'agit pas de données d'entrées d'un logiciel réglementaire, mais des paramètres utilisés dans le cœur de calcul du modèle R-C. Ces paramètres sont de différentes natures : certains sont purement physiques comme la qualité de l'isolation ou l'inertie globale du bâtiment et d'autres influent la qualité architecturale du bâtiment comme les ratios de fenêtres. Nous avons alors formulé un problème d'optimisation sous contraintes résolu à l'aide d'une approche de type « Efficient Global Optimization ». Cette technique d'optimisation a permis de réduire le nombre de simulations nécessaires à quelques dizaines contre quelques centaines avec d'autres méthodes. Nous avons aussi paramétré cette optimisation pour non seulement converger vers l'optimum, mais aussi explorer l'espace des solutions qui satisfont les contraintes. Ainsi, une fois l'optimisation réalisée, il est possible de

valoriser le métamodèle qui a été construit afin d'accompagner la conception suivant différents choix conceptuels opérés par l'architecte.

Pour mettre en œuvre la méthode d'optimisation, il est préférable d'utiliser des paramètres globaux afin de réduire le nombre de dimension du problème d'optimisation. Toutefois, de nombreux critères comme le coût ou l'énergie grise nécessitent une description plus précise des différents éléments du bâtiment. Pour cela, nous avons essayé d'associer une description complète de bâtiment pour un jeu de paramètre global. Notre approche nécessite pour cela une base de données de différents éléments. Nous noterons que pour certains jeux de paramètre globaux, il n'y a pas de solution discrète réalisable. Pour éviter ce problème, nous pouvons simplement interdire ces solutions dans le modèle global en choisissant la solution faisable la plus proche dans l'espace des paramètres. Cette approche nous permet alors d'intégrer des critères demandant une description discrète du bâtiment et même d'utiliser des modèles discrets de simulation énergétique du bâtiment. Cette approche nous permettra alors de faire varier un grand nombre de paramètres discrets à partir d'un simple paramètre global.

Dans la globalité de l'approche, on notera que la possibilité de simplifier le problème de conception tout en valorisant des outils complexes est réalisable.

## **VI.2 Perspectives**

La méthodologie proposée dans cette thèse repose sur un ensemble de briques : choix des paramètres, choix des contraintes, choix des stratégies d'optimisations, choix des métamodèles. Nous avons présenté un exemple d'association de ces différentes briques, mais chaque élément peut ainsi être amélioré indépendamment des autres pour améliorer la performance globale de la méthode.

### **VI.2.1 Problème d'optimisation multi-objectif**

Nous nous sommes concentrés sur la mise en place d'une optimisation avec un seul objectif. Cependant pour faciliter la conception, il peut être nécessaire de réaliser une optimisation avec différents objectifs. Nous pouvons les considérer comme différents objectifs uniques, ainsi pour les mêmes contraintes, nous pouvons facilement chercher à maximiser la surface de fenêtre du bâtiment, à minimiser le besoin énergétique et à minimiser le coût du bâtiment. Le



métamodèle étant le même pour chacune de ces optimisations différentes stratégies pourront être mises en place afin de rechercher simultanément ces optimums.

L'approche multi-objectif [44] pourrait aussi s'appliquer au problème de conception et a été mise en œuvre dans une optimisation sur métamodèle [45]. Ainsi il serait possible de déterminer une solution qui satisfait bien plusieurs objectifs sans pour autant être dominée par un en particulier.

### **VI.2.2 Approche avec paramètres globaux**

Le choix des paramètres globaux pour réduire le nombre de dimensions du problème est fortement lié au modèle direct utilisé. Ainsi, ces paramètres s'appliquent parfaitement au modèle R-C, car quel que soit le bâtiment ayant un jeu de paramètres globaux donné, le résultat de simulation sera le même. Il est nécessaire, toutefois, de vérifier que cette hypothèse se vérifie avec un modèle énergétique discret. Si elle se vérifie, nous pourrions alors assurer que le choix des paramètres globaux est viable pour valoriser un moteur de simulation énergétique nécessitant une description précise des parois.

De plus, pour réaliser le lien entre un jeu de paramètres discrets et un jeu de paramètres globaux, nous avons sélectionné les meilleures solutions sur la base d'un critère de coût. Les solutions peuvent être différentes si l'on propose une sélection sur un critère d'énergie grise. Un approfondissement est donc nécessaire permettant la sélection des solutions discrètes à partir des paramètres globaux à partir de différents critères.

Enfin, les tests ont été réalisés à partir d'une base de données réduite et il sera aussi nécessaire de vérifier l'application possible de cette approche avec une base de données commerciale qui correspondra aux méthodes constructives voulues.

### **VI.2.3 Simulation énergétique et autres critères**

Dans le cas présenté précédemment, nous avons évoqué quelques critères de conception comme le besoin énergétique, le coût, l'énergie grise, le coût global, le taux de fenêtre,... Ces critères n'étaient que des exemples parmi d'autres. Tant qu'il existe une méthode d'évaluation, il est alors possible d'intégrer d'autres critères de conception dans l'approche d'optimisation. On peut donc imaginer intégrer des exigences sur la qualité acoustique du bâtiment, de même sur la qualité de l'éclairage naturel. Il est même envisageable de prendre en compte l'ensemble des cibles environnementales calculées par Equer [46] et de fixer une contrainte sur chacune. Ainsi, plus il y aura de contraintes, plus l'espace de décision défini

sera valorisable et facilitera la conception. Cependant pour chaque nouveau critère, il sera alors nécessaire de déterminer la façon de l'évaluer à partir des paramètres de l'optimisation. Un travail plus ou moins long sera alors nécessaire pour assurer le lien entre la méthode proposée et la fonction permettant d'évaluer le critère.

#### **VI.2.3.1     Modèle multizone**

Le problème est le même pour le lien avec un modèle de simulation multizone comme Comfie ou EnergyPlus. Même en ayant discrétisé l'ensemble des paramètres, le lien informatique entre la méthode et le logiciel de simulation demande la création d'une passerelle informatique permettant d'alimenter un grand nombre de variables d'entrée.

Pour valoriser l'approche multizone, il est aussi nécessaire d'explorer différentes pistes. Il est envisageable de réaliser un bâtiment suivant les paramètres globaux et de l'intégrer directement dans un modèle discret comme vu dans la partie V. Cependant, nous n'avons pas de paramètre permettant de déterminer une zone par rapport à une autre et le lien entre elles. Différentes études devront alors être réalisées pour résoudre ce problème, ces études ont été menés par Charles Garnier pour le laboratoire CEP et Stéphane Thiers pour le laboratoire RAPSODEE.

#### **VI.2.3.2     Prise en compte des équipements**

Toujours pour aller plus loin dans l'aide à la conception, la prise en compte des équipements nécessitera l'ajout de paramètres supplémentaire. On pourra tout de même considérer que le dimensionnement de chaque générateur et émetteur sera dépendant des paramètres du bâti. Ainsi pour chaque simulation à réaliser, on peut envisager de réaliser un dimensionnement automatique comme le propose EnergyPlus [14] afin de réduire les paramètres globaux sur les générateurs au seul modèle de générateur à intégrer.

Un travail de même envergure devra aussi être envisagé pour la gestion des protections solaires, et les stratégies de ventilation.

#### **VI.2.4 Optimisation sur Kriging**

De très nombreuses variantes de l'optimisation sur métamodèle sont disponibles. Le plus souvent, elles diffèrent en fonction du type de critère d'amélioration mis en œuvre. Les critères qui ont été sélectionnés permettent un résultat appréciable, mais une étude

comparative des différentes stratégies permettrait d'améliorer la performance générale de l'optimisation.

Pour accélérer l'optimisation, il est aussi possible de réaliser les simulations en parallèle sur les différents cœurs du processeur. Il serait alors possible d'explorer différentes zones de l'espace en parallèle tout en alimentant un unique métamodèle. De cette manière, le nombre de simulations réalisées serait comparables, mais le temps d'exécution serait réduit fortement. Dans cette étude, une des autres hypothèses fut que la simulation énergétique nécessitait un temps de calcul bien plus long que la réalisation du Kriging et de la sous-optimisation. Dans le cas où le Kriging est constitué à partir d'un grand nombre d'évaluations de la fonction référence, cette hypothèse ne se vérifie plus nécessairement. Différentes stratégies demandent alors d'être envisagées pour mettre en balance la simulation et l'optimisation dans les coûts de calculs.

#### **VI.2.4.1 Kriging**

Comme métamodèle, nous avons utilisé un métamodèle de type Kriging Universel avec une fonction de Gauss comme corrélation spatiale. Il est possible de réaliser un Kriging avec d'autres corrélations spatiales. Pour améliorer la qualité du Kriging, il est alors possible d'essayer différentes corrélations et de choisir la meilleure. Cela permettra d'améliorer au maximum la qualité du Kriging, mais au prix d'un coût de calcul plus grand.

D'autres types de Kriging existent comme le Blind Kriging [47] qui est une amélioration du Kriging ordinaire. À la différence du Kriging ordinaire, la constante servant à caractériser le Kriging n'est plus la moyenne des évaluations, mais est déterminée afin d'améliorer la qualité du métamodèle. Ce type de Kriging a été appliqué dans la toolbox SUMO [48].

Nous considérons que la simulation énergétique ne nous donne que la valeur du critère en un point donné. Pour améliorer la qualité du métamodèle, il serait envisageable d'intégrer la dérivée de la fonction référence lors de la construction du Kriging. Cette dérivée n'est pas disponible dans l'état actuel des modèles de simulations, mais serait possible en utilisant la dérivation de code.

Un dernier type de Kriging semble prometteur, le co-kriging [45]. Il s'agit de réaliser un Kriging à partir de données de deux fonctions différentes. Les deux fonctions sont censées représenter le même phénomène, mais l'une est peu coûteuse en temps de calcul alors que

l'autre est plus longue à évaluer, mais plus précise. Il pourrait être intéressant de valoriser différentes modélisations du bâtiment par ce biais.

#### **VI.2.4.2    Sous-optimisation**

Pour maximiser le critère d'amélioration, nous avons utilisé une optimisation par essaim de particules [26]. Pour améliorer la convergence de la sous-optimisation, il serait nécessaire de finir l'optimisation avec un optimiseur local, afin de converger au plus près de l'optimum. Ainsi avec une meilleure convergence sur le sous-problème d'optimisation, on pourrait espérer une meilleure convergence de l'optimisation en général.



## Bibliographie

- [1] ADEME, "Guide de l'isolation Thermique," Graphies, Ed., ed, 2011.
- [2] S. Citherlet, "Towards the holistic assessment of building performance based on an integrated simulation approach.," EPFL, 2001.
- [3] I. Andresen, "A Multi-Criteria Decision-Making Method for Solar Building Design," Fakultet for arkitektur og billedkunst, 2000.
- [4] *Réglementation Thermique 2005: Méthode de calcul Th-CE*, CSTB, 2006.
- [5] CSTB, "Règle TH U - Calcul Du Ubat," ed, 2005.
- [6] CSTB, "TH U - Calcul des coefficients thermiques des parois vitrées," ed, 2005.
- [7] CSTB, "Règles Th-S : Calcul du facteur solaire des parois," ed, 2005.
- [8] CSTB, "Règles Th-I, Caractérisation de l'inertie thermique des bâtiments," ed, 2005.
- [9] J. A. Clarke, "Building simulation," in *Energy Simulation in Building Design (Second Edition)*, ed Oxford: Butterworth-Heinemann, 2001, pp. 64-98.
- [10] B. Peuportier and I. Blanc-Sommereux, "COMFIE, passive solar design tool for multizone buildings : Manuel des utilisateurs.," ed. Centre d'énergétique. Ecole des Mines de Paris, 1994.
- [11] G. Lefebvre, "Modal-based simulation of the thermal behavior of a building: The m2(m) software," *Energy and Buildings*, vol. 25, pp. 19-30, 1997.
- [12] V. Sambou, B. Lartigue, F. Monchoux, and M. Adj, "Theoretical and experimental study of heat transfer through a vertical partitioned enclosure: Application to the optimization of the thermal resistance," *Applied Thermal Engineering*, vol. 28, pp. 488-498, Apr 2008.
- [13] D. G. Stephenson and G. Mitalas, "Calculation of Heat Conduction Transfer Functions for Multi-Layer Slabs," presented at the ASHRAE Annual Meeting, Washington D.C., 1971.
- [14] LBNL, *EnergyPlus Manual : Engineering Reference*, 2009.
- [15] Seem, "Modeling of heat transfer in buildings," University of Wisconsin-Madison, 1987.
- [16] T. Manual, "Multizone Building modeling with Type 56 and TRNBuild," ed, 2004.

- [17] E. Wurtz, "Adéquation entre environnements de programmation et simulations thermo-aérauliques de niveaux de finesse intermédiaires," 1995.
- [18] Gadgil, "On convective heat transfer in building energy analysis," University of California, 1980.
- [19] "Rapport AMMIS tache 1," 2009.
- [20] d. l. c. s. e. d. l. Ministère de l'emploi, "Caractéristiques thermiques et aux exigences de performance énergétique des bâtiments nouveaux et des parties nouvelles de bâtiments," in *Journal Officiel*, DEVU1026270A, Ed., ed, 2010.
- [21] H. R. B. Orlande, O. Fudym, D. Maillet, and R. M. Cotta, *THERMAL MEASUREMENTS AND INVERSE TECHNIQUES*. New York.
- [22] W. Michael, "GenOpt A Generic Optimization Program," presented at the Building Simulation, Rio de Janeiro, 2001.
- [23] D. PETIT and D. MAILLET, "Techniques inverses et estimation de paramètres. Partie 1," vol. Techniques de l'Ingénieur, ed, 2008.
- [24] Jones, Perttunen, and Stuckman, "Lipschitzian optimization without the Lipschitz constant," *J. Optim. Theory Appl.*, vol. 79, pp. 157-181, 1993.
- [25] D. R. Jones, M. Schonlau, and W. J. Welch, "Efficient global optimization of expensive black-box functions," *Journal of Global Optimization*, vol. 13, pp. 455-492, 1998.
- [26] B. Birge, "PSOt, A Particle Swarm Optimization Toolbox for Matlab," presented at the IEEE Swarm Intelligence Symposium Proceedings, 2003.
- [27] F. Pernodet, H. Lahmidi, and P. Miche, "Use of genetic algorithms for multicriteria optimization of building refurbishment," presented at the Building Simulation, Glasgow, 2009.
- [28] T. Catalina, J. Virgone, and E. Blanco, "Development and validation of regression models to predict monthly heating demand for residential buildings," *Energy and Buildings*, vol. 40, pp. 1825-1832, 2008.
- [29] F. Chlela, A. Husaunndee, C. Inard, and P. Riederer, "A new methodology for the design of low energy buildings," *Energy and Buildings*, vol. 41, pp. 982-990, 2009.
- [30] CSTB, "SIMBAD Building and HVAC Toolbox," ed. France, 2001.
- [31] "Approbation de diverses méthodes de calcul pour le diagnostic de performance énergétique en France métropolitaine," in *Arrêté du 9 novembre 2006* vol. NOR : SOCU 06 10 563 A, ed. France: Ministère de l'emploi, de la cohésion sociale et du logement.

- [32] I. Jaffal, C. Inard, and C. Ghiaus, "Fast method to predict building heating demand based on the design of experiments," *Energy and Buildings*, vol. 41, pp. 669-677, 2009.
- [33] PILLET, *Les plans d'expériences par la méthode Taguchi*. Paris: Les Editions d'organisation, 1997.
- [34] G. Matheron, "Principles of geostatistics," vol. Economic Geology, ed, 1963, pp. 1246-1266.
- [35] S. B. Crary, "Design of Computer Experiments for Metamodel Generation," *Analog Integr. Circuits Signal Process.*, vol. 32, pp. 7-16, 2002.
- [36] Sasena, "Flexibility and Efficiency Enhancements for Constrained Global Design Optimization with Kriging Approximations," ed. University of Michigan, 2002.
- [37] S. Lophaven, H. Nielsen, and J. Søndergaard, "DACE, a Matlab kriging toolbox," ed, 2003.
- [38] R. Choudhary, A. Malkawi, and P. Y. Papalambros, "Analytic target cascading in simulation-based building design," *Automation in Construction*, vol. 14, pp. 551-568, Aug 2005.
- [39] C. Audet, J. Dennis, D. Moore, A. Booker, and P. Frank, "Surrogate-Model-Based Method For Constrained Optimization — LACSI at Rice University," in *AIAA/USAF/NASA/ISSMO Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization*, ed. Long Beach, CA, 2000.
- [40] R. Judkoff and J. Neymark, "International Energy Agency building energy simulation test (BESTEST) and diagnostic method," NREL/TP--472-6231; Other: ON: DE94000280; TRN: US200307%%194 United States10.2172/90674Other: ON: DE94000280; TRN: US200307%%194Mon Feb 04 16:11:14 EST 2008OSTI as DE94000280NREL; RN03030959English, 1995.
- [41] D. R. Jones, C. D. Perttunen, and B. E. Stuckman, "Lipschitzian optimization without the Lipschitz constant," *J. Optim. Theory Appl.*, vol. 79, pp. 157-181, 1993.
- [42] B. Peuportier and I. Blanc-Sommereux, "COMFIE, passive solar design tool for multizone buildings : Manuel des utilisateurs," ed. Centre d'énergétique. Ecole des Mines de Paris, 1994.
- [43] M. Wetter, "GenOpt A Generic Optimization Program," presented at the Building Simulation, Rio de Janeiro, 2001.
- [44] C. A. Coello Coello, A. H. Aguirre, and E. Zitzler, "Evolutionary multi-objective optimization," *European Journal of Operational Research*, vol. 181, pp. 1617-1619, 2007.



- [45] A. I. J. Forrester and A. J. Keane, "Recent advances in surrogate-based optimization," *Progress in Aerospace Sciences*, vol. 45, pp. 50-79.
- [46] B. Polster, B. Peuportier, I. B. Sommereux, P. D. Pedregal, C. Gobin, and E. Durand, "Evaluation of the environmental quality of buildings towards a more environmentally conscious design," *Solar Energy*, vol. 57, pp. 219-230, 1996.
- [47] V. R. Joseph, Y. Hung, and A. Sudjianto, "Blind Kriging: A New Method for Developing Metamodels," *Journal of Mechanical Design*, vol. 130, p. 031102, 2008.
- [48] D. Gorissen, I. Couckuyt, P. Demeester, T. Dhaene, and K. Crombecq, "A Surrogate Modeling and Adaptive Sampling Toolbox for Computer Based Design," *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 99, pp. 2051-2055, 2010.

## Tables des figures

Figure I-1 Exemple de répartitions des déperditions dans une maison [1] .....	12
Figure I-2 : Processus de conception [2] .....	15
Figure I-3 Possibilités et coûts des modifications du bâtiment lors des différentes phase de conception [3] .....	16
Figure II-1 : Schéma thermique du bâtiment .....	23
Figure II-2 : Schéma électrique équivalent .....	24
Figure II-3 Surfaces de calcul d'une fenêtre [3] .....	26
Figure II-4 Discrétisation du Mur Esp-r [9] .....	31
Figure II-5 Discrétisation du mur Comfie [10] .....	32
Figure II-6 Mur boîte noire- Trnsys et EnergyPlus .....	33
Figure II-7 : Différents niveaux de modélisation et différentes finesses de maillage pour le cas d'une ambiance intérieure équipée d'un système de climatisation. [19] .....	36
Figure II-8 : Besoin de chauffage sur une année avec régulation sans hystérésis .....	40
Figure II-9: Besoin de chauffage sur une année avec régulation et hystérésis .....	41
Figure III-1 : Fonction boîte noire.....	47
Figure III-2 Fonction avec plusieurs minima locaux .....	49
Figure III-3 : mise en place d'un prédicteur .....	53
Figure III-4 : Comparaison entre une fonction et sa fonction de régression .....	54
Figure III-5 Prédicteur de Kriging .....	57
Figure III-6 Comparaison d'un Kriging sur la fonction $f_c(x)$ avec 5 évaluations.....	62
Figure III-7 Comparaison d'un Kriging sur la fonction $f_c(x)$ avec 7 évaluations.....	63
Figure III-8 Comparaison d'un Kriging sur la fonction $f_c(x)$ avec 9 évaluations.....	63
Figure III-9 Fonctionnement EGO [25] .....	65
Figure III-10 Fonctionnement Super EGO [36] .....	70
Figure III-11 Modes de fonctionnement d'EGO .....	72

Figure IV-1 : Bâtiment étudié (Benchmark Bestest).....	78
Figure IV-2 Modèle R-C TH-CE [4].....	79
Figure IV-3 Évaluations validant les contraintes .....	94
Figure IV-4 Extrait code matlab pour fonction de test.....	95
Figure IV-5 Densité de probabilité de l'erreur entre métamodèle et fonction de référence .....	97
Figure IV-6 Densité de probabilité de l'erreur sur espace contraint.....	98
Figure IV-7 Espace de décision après deux simulations.....	100
Figure IV-8 Espace de décision après cinq simulations.....	100
Figure IV-9 Espace de décision après douze simulations .....	101
Figure IV-10 Espace de décision après trente simulations .....	102
Figure IV-11 Exploration de l'espace contraint (1).....	103
Figure IV-12 Exploration de l'espace contraint (2).....	104
Figure IV-13 Exploration de l'espace contraint (3).....	106
Figure IV-14 Exploration de l'espace contraint (4).....	106
Figure V-1 Lien entre paramètres globaux et paramètres constitutifs .....	112
Figure V-2 Décomposition des parois d'un bâtiment d'un niveau.....	113
Figure V-3 : Solutions discrètes pour un taux de fenêtre de 0.16 .....	119
Figure V-4 : R réel en fonction de R et C continus.....	120
Figure V-5 : Cm réel en fonction de R et Cm continus.....	121
Figure V-6 : Prix réel en fonction de R et Cm continus.....	122
Figure V-7 Parois associées suivant R moyens, combinaisons minimisant le coût total.....	123
Figure V-8 Parois associées suivant Cm moyens, combinaisons minimisant le coût total....	124
Figure V-9 Schéma de fonctionnement avec Modèle global .....	128
Figure V-10 Schéma de fonctionnement avec Modèle discret .....	129

## Table des Tableaux

Tableau III-1 : Valeurs de h lors de l'optimisation .....	68
Tableau IV-1 : Paramètres globaux.....	81
Tableau IV-2 : Critères de conception .....	86
Tableau IV-3 : Paramètre pour piloter convergence et exploration .....	89
Tableau IV-4 : Meilleures itérations avec la météo de la ville de Mâcon.....	92
Tableau IV-5 : Détail des meilleures itérations avec la météo de la ville de Mâcon .....	92
Tableau IV-6: Plage de variation de chaque paramètre validant les contraintes.....	93
Tableau IV-7 Bornes des paramètres .....	95
Tableau IV-8 Qualité du métamodèle .....	96
Tableau IV-9 Estimation de la confiance du Kriging.....	99
Tableau V-1 Surfaces du bâtiment par typologie de parois .....	113
Tableau V-2 Couches des Parois.....	116
Tableau V-3 Définition des couches .....	116